



TESIS - TE142599

# **KLASIFIKASI SINYAL ECG MENGGUNAKAN SVM UNTUK MEMPELAJARI POTENSI NEGATIF EMOSI PADA ORANG BERUSIA LANJUT**

GIOVANNI DIMAS PRENATA  
07111650060003

DOSEN PEMBIMBING  
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng  
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA  
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2018





**TESIS - TE142599**

**KLASIFIKASI SINYAL ECG MENGGUNAKAN SVM  
UNTUK MEMPELAJARI POTENSI NEGATIF EMOSI  
PADA ORANG BERUSIA LANJUT**

**GIOVANNI DIMAS PRENATA**  
**07111650060003**

**DOSEN PEMBIMBING**  
**Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng**  
**Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.**

**PROGRAM MAGISTER**  
**BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA**  
**DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO**  
**FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO**  
**INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER**  
**SURABAYA**  
**2018**

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## LEMBAR PENGESAHAN

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Teknik (M.T)

di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
oleh:

Giovanni Dimas Prenata  
NRP. 07111650060003

Tanggal Ujian : 19 Desember 2017  
Periode Wisuda: Maret 2018

Disetujui oleh:

1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng. (Pembimbing I)  
NIP : 195809161986011001
2. Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T. (Pembimbing II)  
NIP : 197605052008121003
3. Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, S.T., M.T. (Penguji)  
NIP : 197003131995121001
4. Dr.Ir. Wirawan, DEA. (Penguji)  
NIP : 196311091989031011
5. Eko Setijadi, S.T., M.T., Ph.D. (Penguji)  
NIP : 197210012003121002

Dekan Fakultas Teknologi Elektro

Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.  
NIP. 197002121995121001

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **LEMBAR PENYATAAN KEASLIAN**

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **“KLASIFIKASI SINYAL ECG MENGGUNAKAN SVM UNTUK MEMPELAJARI POTENSI NEGATIF EMOSI PADA ORANG BERUSIA LANJUT”** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, 12 Desember 2017

Giovanni Dimas Prenata

NRP. 07111650060003

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



# **KLASIFIKASI SINYAL *ECG* MENGGUNAKAN *SVM* UNTUK MEMPELAJARI POTENSI NEGATIF EMOSI PADA ORANG BERUSIA LANJUT**

Nama Mahasiswa : Giovanni Dimas Prenata

NRP : 07111650060003

Pembimbing I : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.

Pembimbing II : Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

## **ABSTRAK**

Penelitian ini meneliti aktifitas jantung orang berusia lanjut dengan menggunakan sensor ECG. Analisa dilakukan setelah proses ekstraksi fitur sinyal ECG. Metode SVM dipergunakan sebagai metode pengenalan indikasi ritme sinyal ECG. Input machine learning (SVM) adalah fitur sinyal ECG yang sudah terlabeli ritme diagnosis sinyal ECG (sitasi penelitian kedokteran). Pemberian video stimulus emosi negatif bertujuan untuk membangkitkan emosi negatif partisipan.

Penelitian ini menggunakan 30 partisipan orang berusia lanjut. Hanya 19 data partisipan yang bisa dipergunakan. Dari 19 data partisipan tersebut, 3 data terindikasi penyakit jantung tertentu. Terdapat partisipan yang terkena penyakit Myocardial Infarction, Pacemaker Failure, Cardiac Disorder, Hypoxia dan lain sebagainya. 3 data tersebut terindikasi ritme jantung Atrial Flutter, Accelerated Junctional dan Accelerated Idioventricular. Pada partisipan yang tergolong ritme jantung Accelerated Junctional, tidak terdapat gelombang P sama sekali pada sinyal ECG, Heart Rate menurun dari keadaan normal menjadi 60 bpm dan frekuensi detak jantung (HF, LF dan VLF) juga relatif rendah dibanding keadaan normal.

Kata kunci : **Kesehatan, Manusia Lanjut Usia, Video Stimulus, ECG, Ritme diagnosis, SVM dan penyakit jantung.**

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## ***CLASSIFICATION OF ECG SIGNALS USING SVM TO LEARN POTENTIAL NEGATIVE EMOTIONS IN ELDERLY***

Name : Giovanni Dimas Prenata  
NRP : 07111650060003  
Supervisor : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.  
Co-supervisor : Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

### **ABSTRACT**

This study examined heart activity of elderly people using ECG sensors. The analysis is performed after ECG signal extracting process extraction. The SVM method is used as an introduction method of ECG signal rhythm indication. Input machine learning (SVM) is an ECG signal feature that has been labeled the rhythm of ECG signal diagnosis (medical research citation). The provision of negative emotional stimulus video aims to evoke the participants' negative emotions.

This study used 30 participants of elderly people. Only 19 data participants can be used. Of the 19 data participants, 3 data indicated specific heart disease. There are participants affected by the disease Myocardial Infarction, Pacemaker Failure, Cardiac Disorder, Hypoxia and so forth. 3 data is indicated by heart rhythm Atrial Flutter, Accelerated Junctional and Accelerated Idioventricular. In the participants who belong to the Accelerated Junctional heart rhythm, there is no P wave at all on the ECG signal, the Heart Rate decreases from normal to 60 bpm and the heart rate frequency (HF, LF and VLF) is also relatively low compared to normal.

**Keywords : Health, Elderly Human, Stimulus Videos, ECG, Rhythm diagnosis, SVM and Heart Disease.**

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **KATA PENGANTAR**

Pertama saya ucapkan puji dan syukur kepada Allah Bapa yang bertahta di dalam Kerajaan Surga, Tuhan Yesus Kristus dan Roh Kudus, karena tanpa kehendak-NYA tulisan saya ini tidak akan mungkin bisa terselesaikan. Kedua, kepada dosen pembimbing I (Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng) dan pembimbing II (Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T) yang telah mengarahkan dan membimbing, saya mengucapkan banyak terima kasih. Ketiga, kepada istri saya tercinta (Kiswati Endah Lestari) dan buah hati saya (Nathania Juliano Hyuga Dimkis) yang turut memberi motivasi agar selalu berjuang menjadi lebih baik. Kepada kedua orang tua saya, kakak adik dan seluruh keluarga besar yang amat sangat membantu terselesaikannya penelitian saya ini. Kepada seluruh teman-teman, senior, mentor (Bu Evi, Bu Diana) dan seluruh partisipan yang telah bersedia saya ambil datanya, terima kasih banyak. Kepada seluruh warga lansia jemaat GKJW Waru Sidoarjo saya ucapkan terimakasih atas dukungannya, terutama Bapak Pendeta Adi Sanyoto.

Penulis menyadari bahwa penelitian ini jauh dari sempurna, karena itu mohon maaf kalau ada kekurangan dalam penelitian ini. Kedepan penulis akan berusaha memberikan sumbangan bagi dunia ilmu pengetahuan yang dengan cara yang lebih baik lagi.

Surabaya, 12 Desember 2017

Penulis

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
LEMBAR PENYATAAN KEASLIAN .....	v
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI .....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR TABEL .....	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
BAB 2 LANDASAN TEORI .....	5
2.1 Emosi Manusia .....	5
2.2 Jantung Manusia.....	6
2.2.1 ECG .....	7
2.2.2 ECG signal.....	9
2.2.3 Ritme sinyal ECG.....	11
2.2.4 HRV.....	13
2.3 Lanjut Usia .....	14
2.4 Support Vector Machine .....	15
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN .....	19
3.1 Ekplorasi hardware dan software .....	19
3.1.1 Genuino, Arduino Uno, Sparkfun AD8232 dan Processing.....	19
3.1.2 CoolTerm.....	24
3.1.3 Microsoft Excell .....	26
3.1.4 KubiousHRV .....	27
3.1.5 Matlab.....	30
3.2 Validasi konfigurasi hardware dan software .....	34
3.3 Pengambilan Data.....	36

3.4	Ekstraksi Fitur .....	39
3.5	Analisa Data .....	43
3.6	Klasifikasi dengan SVM .....	55
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN .....		57
4.1	Hasil akurasi menggunakan k-Folds cross validation .....	57
4.2	Hasil akurasi menggunakan uji percentage split .....	58
4.3	Model klasifikasi .....	59
4.4	Pembahasan Kuisisioner .....	61
4.5	Pembahasan data .....	65
4.5.1	Segmentasi data .....	65
4.5.2	Labeling data .....	67
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN .....		71
5.1	Kesimpulan.....	71
5.2	Saran.....	71
DAFTAR PUSTAKA.....		73
LAMPIRAN .....		75



## DAFTAR GAMBAR

2.1	Dua Model Emosi (A) Emosi Kategorial (B) Emosi Dimensional.....	6
2.2	Jantung Manusia .....	7
2.3	Segitiga Einthoven (bipolar dan unipolar).....	8
2.4	Letak elektrode pada partisipan dan Sadapan Prekordial Unipolar.....	8
2.5	Sensor ECG Parkfun AD8232 .....	9
2.6	Sensor arduino uno.....	9
2.7	Sinyal ECG .....	9
2.8	Proses pembentukan gelombang P .....	10
2.9	Proses pembentukan gelombang QRS .....	11
2.10	Ritme atrial flutter.....	11
2.11	Ritme accelerated junctional .....	12
2.12	Ritme accelerated idioventricular .....	12
2.13	KubiousHRV.....	13
2.14	SVM berusaha menemukan hyperplane terbaik .....	15
2.15	GUI chooser pada weka .....	18
3.1	Metode penelitian.....	19
3.2	Interface genuino.....	20
3.3	Sensor ECG Sparkfun AD8232 dikoneksikan dengan arduino .....	21
3.4	Interface processing .....	23
3.5	Interface hasil run processing.....	23
3.6	CoolTerm .....	24
3.7	Configurasi CoolTerm .....	25
3.8	Nilai yang muncul pada pembacaan CoolTerm .....	26
3.9	Contoh file hasil CoolTerm yang berisi nilai continuous menurun .....	26
3.10	Hasil plot menggunakan excell.....	27
3.11	Interface KubiousHRV versi 2.2.....	28
3.12	Hasil ekstraksi fitur menggunakan KubiousHRV .....	28

3.13 Hasil analisa time domain pada KubiousHRV .....	29
3.14 Hasil analisa frequency domain pada KubiousHRV .....	29
3.15 Priview eksport ke pdf pada KubiosHRV .....	30
3.16 Peak detection pada aplikasi matlab .....	32
3.17 Deteksi gelombang P, R dan T pada aplikasi matlab.....	32
3.18 Deteksi gelombang P, R dan T per gelombang.....	33
3.19 Deteksi gelombang Q dan gelombang S per gelombang .....	34
3.20 Fails configuration berdasarkan KubiousHRV .....	35
3.21 Fails configuration berdasarkan Microsoft Excell .....	36
3.22 Flowchart pengambilan data .....	37
3.23 Proses pengambilan data sinyal ECG partisipan.....	38
3.24 Flowchart analisa data.....	43
3.25 Sinyal ECG partisipan yang terindikasi ritme AJR dan referensi.....	54
3.26 Sinyal ECG partisipan yang terindikasi ritme AFR dan referensi .....	55
3.27 Hasil klasifikasi SVM menggunakan Weka .....	56
4.1 Lembar kuisisioner partisipan halaman pertama .....	62
4.2 Lembar kuisisioner partisipan halaman kedua.....	63
4.3 Segmentasi sinyal ECG per 30 detik.....	66
4.4 Ekstraksi fitur menggunakan matlab .....	68

## DAFTAR TABEL

3.1	Data fitur sinyal ECG 19 partisipan .....	40
3.2	Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset .....	44
3.3	Data fitur sinyal ECG partisipan yang sudah terlabeli ritme tertentu .....	55
4.1	Hasil uji menggunakan k-Folds Cross Validation .....	57
4.2	Hasil uji menggunakan Percentage Split .....	58
4.3	Pola statistik k-Folds Cross Validation $k = 2$ .....	59
4.4	Detail akurasi dari tiap Class .....	60
4.4	Confusion Matrix .....	60

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Kesehatan adalah harta yang paling berharga. Begitulah slogan yang umum didengar dimasyarakat, karena itu lebih baik menjaga daripada mengobati. Terkadang butuh biaya yang sangat besar untuk mengobati suatu penyakit. Untuk itu menjaga agar selalu sehat adalah cara terbaik untuk menghindari penyakit. Termaksud juga deteksi dini terhadap suatu penyakit, agar langkah pencegahan bisa dilakukan seawal mungkin sebelum terlambat dan keadaan kesehatan menjadi tidak terkendali. Manusia terkadang lupa untuk selalu menjaga kesehatannya, apalagi membuat langkah pencegahan timbulnya suatu penyakit dalam tubuh. Mereka cenderung sibuk dengan rutinitas sehari-hari dan mengesampingkan kesehatan diri sendiri. Tidak ada lagi kewaspadaan terhadap suatu hal yang mungkin bisa berdampak pada kesehatan tubuh. Seperti tidak menjaga pola makan dengan baik, tidak memperhatikan waktu saat bekerja, kurang olah raga dan banyak hal lainnya. Tentu akan ada dampak buruk dikemudian hari dikarenakan hal-hal tersebut.

Orang yang sudah berusia lanjut umumnya rentan terhadap suatu penyakit [1]. Kondisi tersebut disebabkan usia yang sudah semakin bertambah dan kinerja tubuh sudah semakin menurun. Berbeda ketika usia masih relatif muda, kinerja organ-organ tubuh masih cukup baik. Untuk itu diperlukan usaha yang cukup agar kesehatan pada orang usia lanjut tetap dalam keadaan stabil dan baik. Deteksi dini adalah kunci menjaga kesehatan agar selalu dalam keadaan baik. Disamping melakukan semua pola hidup sehat, deteksi dini adalah jalan untuk menyetabilkan kesehatan orang usia lanjut. Karena apabila ada sedikit saja kesalahan dalam pola hidup sehat, maka penyakit-penyakit berbahaya akan muncul dan menurunkan kualitas kesehatan seseorang.

Perkembangan teknologi membuat informasi semakin mudah diakses dan didapat. Tentunya ada efek negatif dari hal itu, termaksud juga pada kesehatan. Namun ada pula yang kurang memberikan dampak signifikan pada sejumlah orang, disebabkan kondisi kesehatan mereka masih pada keadaan prima. Tetapi perlu diakui, tidak semua orang dalam kondisi prima kesehatannya, terlebih pada orang-orang yang telah berusia lanjut

yang kondisi kesehatannya sudah mengalami penurunan dibanding ketika masih berusia muda. Untuk itu orang usia lanjut harus lebih berhati-hati terhadap informasi yang ada agar tidak berdampak negatif pada kesehatan mereka.

Jantung adalah organ yang berfungsi untuk memompa darah keseluruh tubuh. Aktifitas organ tersebut dapat dipantau dengan menggunakan sensor ECG. Dengan sensor ECG, sinyal detak jantung bisa dicatat untuk dianalisa. Terkait emosi seseorang maka akan didapat sinyal ECG yang bermacam-macam [2]. Seperti emosi marah, sedih dan senang, tentu hasil sinyal ECG saling berbeda. Sinyal tersebut merepresentasikan kinerja jantung dalam memompa darah keseluruh tubuh. Apabila ada emosi yang dialami seseorang, maka akan ada dampak yang dialami jantung dalam memompa darah keseluruh tubuh. Apakah itu dampak positif atau malah sebaliknya. Hal inilah yang perlu diperhatikan sebagai langkah pencegahan suatu penyakit, khususnya bagi orang berusia lanjut.

Orang berusia lanjut harus memperhatikan keadaan emosi mereka, karena sangat erat hubungan antara keadaan emosi dan kesehatan [3]. Untuk itu mereka harus berhati-hati terhadap segala informasi yang diterima agar tidak menimbulkan emosi tertentu yang bisa menurunkan tingkat kesehatan mereka. Selain itu emosi juga berkaitan dengan sistim kekebalan tubuh [4]. Semakin rendah kekebalan tubuh, maka akan semakin rentan tubuh terserang penyakit.

Dengan memperhatikan analisa sinyal ECG pada orang berusia lanjut, akan didapat informasi kinerja jantung dalam memompa darah. Analisa gelombang ECG tersebut berdasarkan emosi orang berusia lanjut karena suatu informasi stimulus yang dialami. Selanjutnya akan didapat informasi dampak bagi kesehatan tubuh orang berusia lanjut, berdasarkan kinerja jantung memompa darah keseluruh tubuh.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Masalah umum penelitian ini yaitu orang berusia lanjut tidak memperhatikan dampak bagi kesehatan ketika menerima suatu informasi. Informasi yang berasal dari berbagai media informasi mampu menstimulus emosi negatif yang bisa berdampak buruk bagi kinerja jantung. Ketika kinerja jantung terganggu maka akan berdampak bagi kesehatan tubuh seluruhnya.

Masalah khusus penelitian ini yaitu tidak diketahui nilai parameter sinyal ECG orang berusia lanjut ketika mengalami emosi negatif yang mengindikasikan penyakit jantung tertentu. Dengan mengklasifikasikan fitur sinyal ECG orang berusia lanjut ketika mengalami emosi negatif yang terlabeli ritme sinyal ECG tertentu [5], akan diketahui nilai parameter sinyal ECG (fitur HRV dan fitur kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG) yang mengindikasikan jenis penyakit jantung tertentu.

### **1.3 Batasan Masalah**

Beberapa batasan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Penelitian ini menggunakan video stimulus yang sudah tervalidasi dalam membangkitkan emosi tertentu [2].
2. Video stimulus emosi menstimulus 3 emosi yaitu sedih, kaget dan marah.
3. Subyek penelitian adalah orang berusia lanjut diatas umur 60 tahun [6] hingga berumur 75 tahun dan mempunyai penglihatan yang cukup baik.
4. Keadaan kesehatan subyek penelitian, tidak mengalami penyakit kronis / tidak diketahui.
5. Sensor yang digunakan adalah sensor ECG yang merupakan produk dari Sparkfun AD8232.
6. Untuk pembacaan sinyal ECG menggunakan tool CoolTerm.
7. Untuk plotting sinyal ECG menggunakan tool Microsoft Excell.
8. Fitur yang dipergunakan dalam penelitan ini adalah Mean RR, Mean HR, HF (high frequency), LV (low frequency), VLF (very low frequency) dan % gelombang P pada sinyal ECG.
9. Metode ekstraksi fitur yang yang dipergunakan dalam penelitain ini adalah heart rate variability / HRV dan digital signal processing / DSP.
10. Metode HRV menggunakan free tools KubiosHRV dan metode DSP menggunakan Matlab.

### **1.4 Tujuan Penelitian**

Tujuan umum penelitian ini adalah memonitoring keadaan jantung orang berusia lanjut. Tujuan khusus penelitian ini adalah menganalisa sinyal ECG (metode HRV dan metode DSP) untuk mengetahui dampak emosi negatif pada jantung orang berusia lanjut. Tujuan akhir penelitian ini adalah memberikan informasi nilai parameter sinyal

ECG orang berusia lanjut yang terindikasi penyakit jantung tertentu. Dengan analisa HRV dan kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG akan didapat beberapa fitur sinyal ECG. Selanjutnya akan dilabeli ritme sinyal ECG berdasarkan referensi [5]. Fitur yang sudah terlabeli ritme sinyal ECG akan diklasifikasikan menggunakan *machine learning*, sehingga didapat informasi parameter sinyal ECG orang berusia lanjut yang mengindikasikan penyakit jantung dengan akurasi tertentu.



## **BAB 2**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Emosi Manusia**

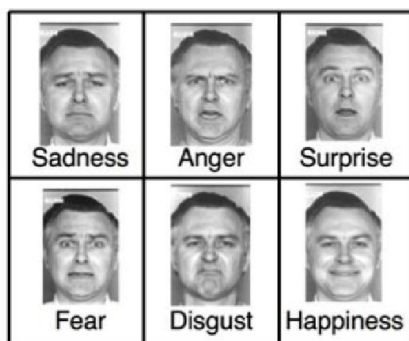
Emosi berasal dari kata *emovere* (bahasa latin) yang artinya bergerak menjauh. Emosi adalah suatu keadaan khas terkait situasi keadaan biologis, psikologis dan kecenderungan untuk bertindak. Sebagai konsekuensi adanya rangsangan dari luar diri individu seperti emosi senang dikarenakan suasana hati gembira sehingga memicu tawa, emosi sedih dikarenakan suasana hati galau sehingga memicu air mata dan emosi marah dikarenakan suasana hati jengkel sehingga memicu nada bicara naik. Faktor psikologis dan fisiologis merupakan faktor pemicu emosi sehingga menghasilkan emosi positif, negatif ataupun netral. Stimulus ditangkap oleh otak sebagai reseptor untuk diproses berdasarkan pengalaman dan kebiasaan dalam menghadapi suatu peristiwa. Ekspresi fisiologis efek dari emosi dapat berupa napas tersengal-sengal, raut wajah berubah, air mata keluar, mata memerah dan lain sebagainya.

Berdasarkan durasi berlangsungnya ada dua jenis emosi yaitu *state emotion* dan *trait emotion* [4]. *State emotion* adalah emosi yang berlangsung dalam durasi pendek dan *Trait emotion* adalah emosi yang berlangsung dalam durasi panjang. Pada *State emotion* pemberian stimulus bisa diberikan untuk memicu suatu keadaan emosi tertentu, namun keadaan ini hanya bersifat sementara. Sesudah melewati durasi waktu tertentu keadaan emosi individu terkait akan kembali normal. Pada *Trait emotion*, emosi berasal dari *State emotion* yang terjadi berulang-ulang sehingga durasi waktu yang ditimbulkan menjadi sangat panjang dan berdampak lebih dari sekedar satu kali *State emotion*. Contoh *State emotion* adalah ketika seseorang melihat berita televisi tentang pembunuhan. Hal tersebut menimbulkan rasa haru (emosi sedih) ketika menerima informasi tersebut, namun ketika berita itu habis dan berganti maka emosi sedih berakhir. Contoh *Trait emotion* adalah ketika seseorang mengalami situasi bahagia yang berturut-turut. Seperti ketika seseorang berulang tahun mendapat ucapan pada tengah malam dari kekasih, pagi hari mendapat kejutan kue ulang tahun dari keluarga, ditempat kerja mendapat hadiah dari rekan kerja dan malam hari makan malam dengan kekasih. Tentu pada hari itu, individu tersebut akan mengalami emosi senang yang sangat

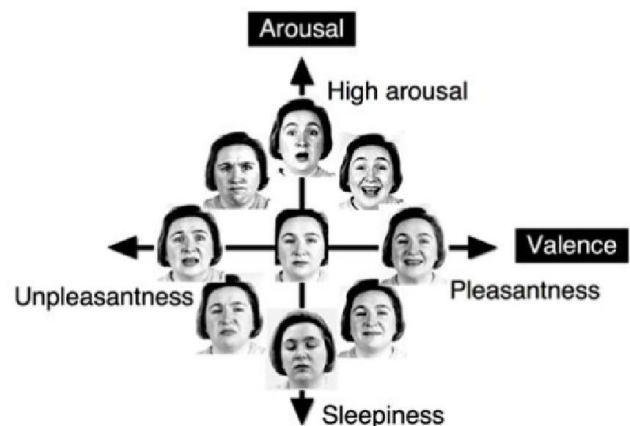
panjang dan sangat mungkin emosi senang itu akan bertahan hingga beberapa hari kedepan.

Ada dua model emosi manusia, yaitu Diskrit dan Dimensional [7]. Model Diskrit (Gambar 2.1 A) terdiri dari enam emosi dasar manusia, sadness (kesedihan), happiness (kebahagiaan), anger (kemarahan), fear (takut), disgust (jijik), dan surprise (kaget). Model dimensional (Gambar 2.1 B) diplot dalam dua skala valance (nilai) dan Arousal (Gairah). Valance menggambarkan polaritas dari emosi sedangkan Arousal menggambarkan intensitas emosi.

**A Categorical theory**



**B Dimensional theory**



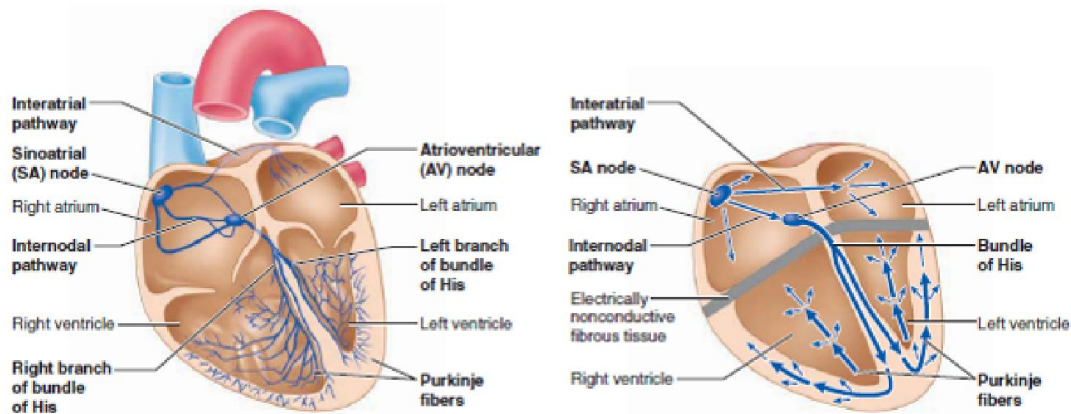
Gambar 2.1 Dua Model Emosi. (A) Emosi Kategorial (B) Emosi Dimensional [7]

Emosi mempunyai hubungan yang erat dengan kesehatan dan sakit penyakit. Uskul menjelaskan orang yang mengalami emosi negatif akan mudah terserang penyakit dan berpotensi terserang penyakit kronis [3]. Sedangkan emosi positif berperan dalam proses penyembuhan penyakit dan dapat meningkatkan kesehatan. Sistim kekebalan manusia secara langsung atau tidak langsung dipengaruhi oleh emosi [4]. Orang yang mengalami emosi negatif rentan terhadap penyakit dan membutuhkan waktu lama dalam proses penyembuhan.

## 2.2 Jantung Manusia

Jantung adalah organ vital pada manusia yang berfungsi untuk memompa darah keseluruh tubuh. Pada jantung terdapat bagian yang disebut pacemaker cells yang dapat membuat jantung berdetak untuk memompa darah. Sel Pacu Jantung (pacemaker cells)

terdapat pada simpul sinoatrial (SA). Pada bagian tersebut proses impuls / potensial aksi dihasilkan lalu diteruskan ke distal melalui sistim konduksi khusus menuju target akhir yaitu sel otot jantung yang disebut miosit. Pada bagian miokardium proses listrik diubah menjadi proses mekanik (sistol dan diastol).

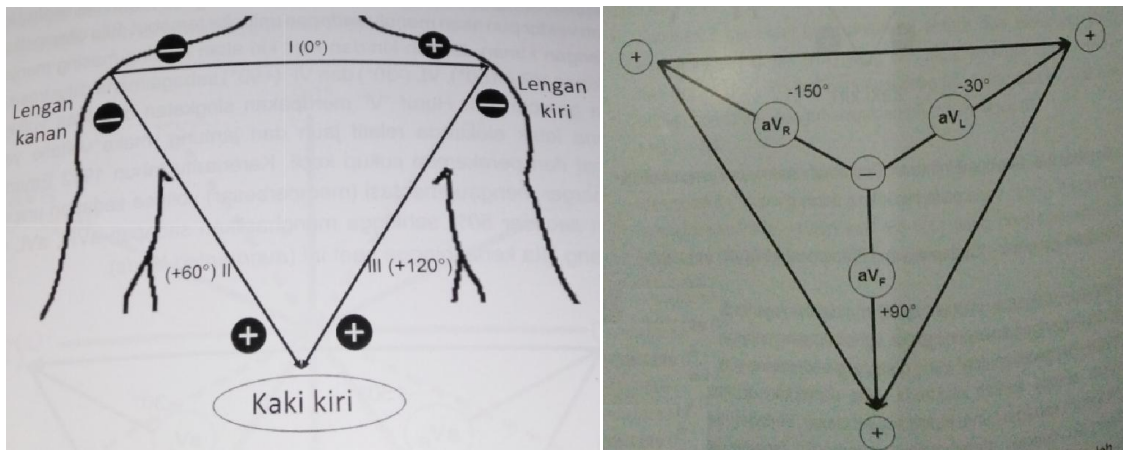


Gambar 2.2 Jantung manusia

### 2.2.1 ECG

Elektrokardiograf adalah grafik yang ditimbulkan oleh aktifitas listrik jantung yang direkam di permukaan tubuh. Pertama kali dipopulerkan oleh Willem Einthoven tahun 1912 dengan mempresentasikan teknik sadapan pada tubuh manusia untuk mendapatkan sinyal detak jantung. Ada 2 jenis teknik sadapan yang berkembang hingga saat ini, Ektremitas dan Prekordial. Dari 2 jenis tersebut menghasilkan 12 sadapan (6 sadapan ektremitas dan 6 sadapan prekordial) dengan kombinasi 10 titik elektroda yang berbeda-beda. Einthoven menghasilkan 3 sadapan ektremitas yang dikenal sadapan dasar (paling tua). Berikut ini sadapan 3 sadapan dasar Einthoven :

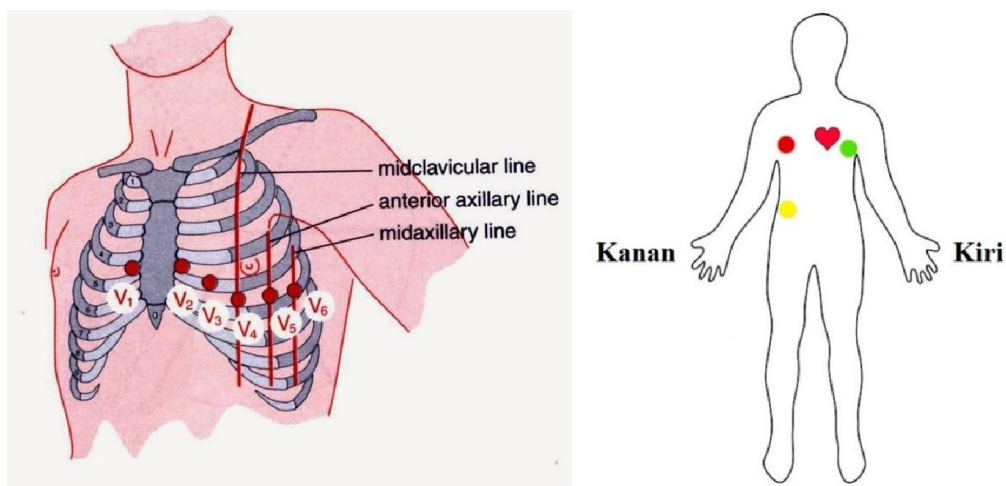
1. Sadapan I, merekam beda potensial antara 2 elektroda yang ada di lengan kanan (RA) sebagai Anoda (elektroda negatif) dan lengan kiri (LA) sebagai Katoda (elektroda positif). Dengan arah horizontal dan sudut aksis 0 derajat.
2. Sadapan II, merekam beda potensial antara 2 elektroda yang ada di lengan kanan (RA) sebagai Anoda (elektroda negatif) dan kaki kiri (LL) sebagai Katoda (elektroda positif). Dengan demikian arah sadapan menjadi +60 derajat.
3. Sadapan III, merekam beda potensial antara 2 elektroda yang ada di lengan kiri (LA) sebagai Anoda (elektroda negatif) dan kaki kiri (LL) sebagai Katoda (elektroda positif). Dengan demikian arah sadapan menjadi + 120 derajat.



Gambar 2.3 Segitiga Einthoven (bipolar dan unipolar) [8]

Pada ketiga sadapan tersebut selalu mengalir dari kutub negatif (anoda) ke kutub positif (katoda), yang disebut sadapan bipolar. Sementara untuk meletakkan elektroda grounding bisa diletakkan pada kaki kiri yang bermuatan positif.

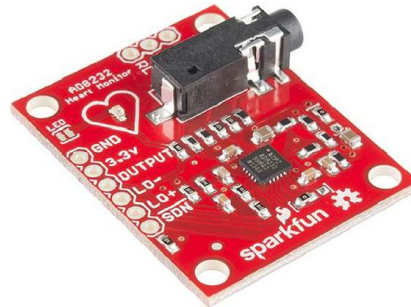
Pada penelitian ini menggunakan sadapan Prekordial Unipolar V1 untuk merekam aktifitas listrik jantung pada partisipan. Lengan kanan / RA menggunakan elektroda berwarna merah, lengan kiri / LA menggunakan elektroda berwarna hijau dan untuk grounding diletakkan pada rusuk kiri (elektrode kuning). Peletakan elektroda tersebut disesuaikan dengan petunjuk manual dari sensor ECG yang dipergunakan (Sparkfun AD8232).



Gambar 2.4 Letak elektroda pada partisipan dan Sadapan Prekordial Unipolar

Pada penelitian ini, sensor ECG yang digunakan adalah sensor ECG dari Sparkfun dengan type AD8232. Sensor ini memiliki 3 kabel elektroda yaitu : Kabel Positif, Kabel Negatif, dan Kabel Ground (Gambar 2.3). Untuk membaca output sensor,

digunakan perangkat Arduino Uno yang dikoneksikan dengan Sensor ECG. Arduino berfungsi sebagai komunikator antara sensor dengan komputer.



Gambar 2.5 Sensor ECG Sparkfun AD8232

(Sumber : <https://learn.sparkfun.com/tutorials/ad8232-heart-rate-monitor-hookup-guide>)

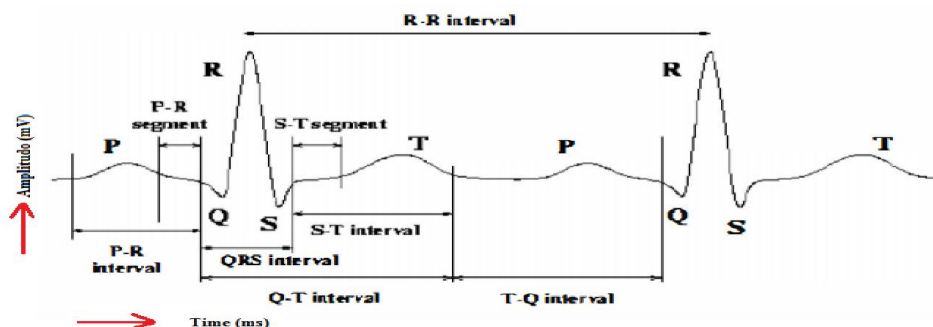


Gambar 2.6 Sensor Arduino Uno

(Sumber : <http://www.hobbytronics.co.uk/arduino-uno-r3>)

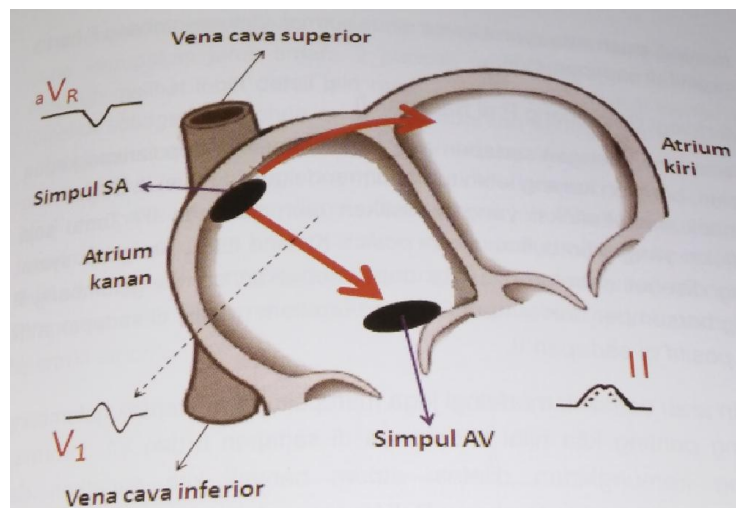
## 2.2.2 ECG signal

Sinyal ECG terdiri dari 3 gelombang penyusun, gelombang P, gelombang QRS dan gelombang T. Setiap gelombang terbentuk dengan cara yang berbeda dan rumit, karena ketiga gelombang tersebut bisa menjelaskan tingkat kenormalan bagian-bagian pada jantung.



Gambar 2.7 Sinyal ECG

Gelombang P yang disebut depolarisasi atrium dimulai oleh potensial aksi yang dicetuskan oleh simpul SA yang berlokasi di dinding posterios atrium kanan, dekat muara vena cava superior. Dari simpul SA, impuls akan diteruskan secara radial ke seluruh atrium kanan, lalu ke atrium kiri melalui berkas Bachmann untuk mengaktivasi atrium kiri. Selanjutnya stimulus ini akan diteruskan ke simpul AV (terletak di kiri, depan, bawah dibandingkan simpul SA). Gelombang P merupakan defleksi yang timbul akibat depolarisasi atrium kanan dan kiri yang terjadi hampir bersamaan. Karena simpul SA berada di atrium kanan, tentu saja yang mengalami depolarisasi terlebih dahulu adalah atrium kanan disusul oleh atrium kiri. Ada perbedaan waktu aktivasi antara kedua atrium meskipun sangat singkat. Gelombang P merekam perbedaan waktu depolarisasi tersebut.

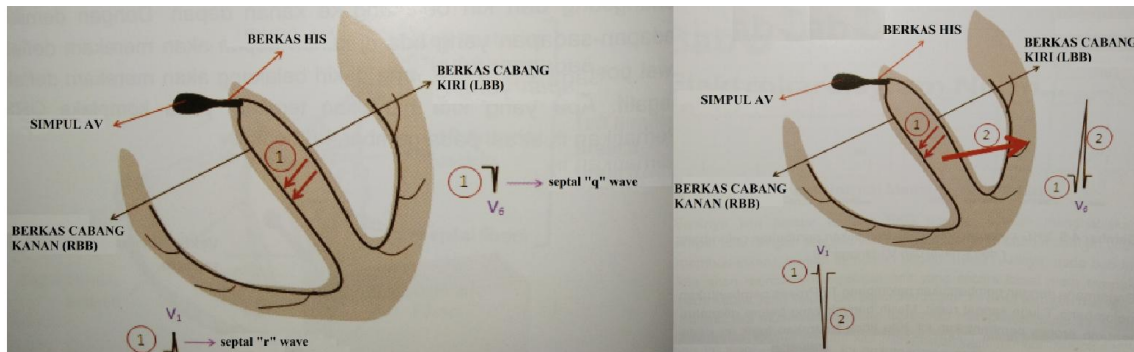


Gambar 2.8 Proses pembentukan gelombang P [8]

Pembentukan gelombang QRS dikarenakan aktivasi Septum. Setelah mendepolarisasi kedua atrium (pembentukan gelombang P), impuls akan diteruskan ke simpul AV, berkas His, berkas cabang untuk selanjutnya ke serat Purkinje. Ventrikel kanan akan diaktivasi oleh stimulus yang dihantarkan oleh berkas cabang kanan, sedangkan ventrikel kiri diaktivasi oleh stimulus yang dihantarkan oleh berkas cabang kiri. Selanjutnya giliran ventrikel yang mengalami aktivasi. Aktivasi ventrikel dimulai di bagian yang “paling dekat” yaitu septum interventrikel. Sambil mengaktivasi septum, aktivasi ventrikel diteruskan ke distal oleh serat purkinje. Melalui struktur ini gelombang depolarisasi akan dihantarkan dengan cepat ke kedua ventrikel agar seluruh



bagian ventrikel dapat didepolarisasi hampir simultan. Hal tersebut menghasilkan gelombang QRS.

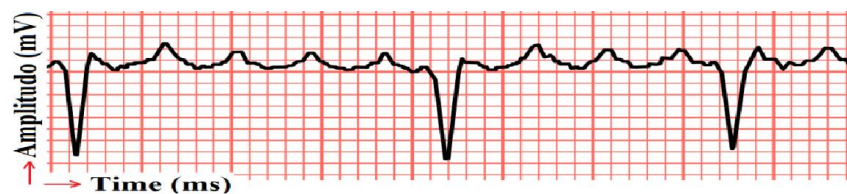


Gambar 2.9 Proses pembentukan gelombang QRS [8]

### 2.2.3 Ritme sinyal ECG

Pada keadaan manusia normal (sehat) bentuk sinyal ECG umumnya punya banyak kesamaan. Kesamaan meliputi, bentuk gelombang P QRS T, panjang gelombang P QRS T dan fluktuasi gelombang P QRS T. Namun untuk orang yang tidak dalam keadaan sehat aspek tersebut menjadi sangat rumit. Keadaan gelombang P, QRS dan P bisa merepresentasikan keadaan kesehatan jantung yang bersangkutan. Ada beberapa ritme yang dipergunakan dalam penelitian ini untuk mengarahkan suatu indikasi penyakit jantung pada partisipan.

Pertama, ritme Atrial Flutter. Ritme ini berdasarkan referensi tidak diketahui mana gelombang P pada sinyal ECG. Karena pada hasil perekaman sinyal ECG, ditemukan lebih dari 1 gelombang P sehingga tidak diketahui mana gelombang P yang sebenarnya. Terdeteksinya ritme ini menyebabkan indikasi penyakit Acute / chronic Cardiac Disorder, MI complication (usually transient), Hyperthyroidism dan Pericarditis [5].



Gambar 2.10 Ritme Atrial Flutter [5]

Kedua, ritme Accelerated Junctional. Ritme ini mempunyai karakteristik bentuk gelombang P yang terbalik (invert P) atau pun P absent (tidak ada gelombang P).

Terdeteksinya ritme ini menyebabkan indikasi penyakit Digoxin Toxicity, Hypoxia, Cardiomyopathy dan MI [5].



Gambar 2.11 Ritme Accelerated Junctional [5]

Ketiga, ritme Accelerated Idioventricular. Ritme ini mempunyai karakteristik bentuk gelombang P yang tidak ada (P absent) dan gelombang QRS invers (gelombang R terbalik). Terdeteksinya ritme ini menyebabkan indikasi penyakit Myocardial Infarction, Pacemaker Failure, Metabolic Imbalance dan Myocardial Ischemia [5].



Gambar 2.12 Ritme Accelerated Idioventricular [5]

Ada beberapa jenis penyakit jantung yang berbahaya, seperti Myocardial Infarction, Cardiomyopathy, Myocardial Ischemia dan Pericarditis. Myocardial Infarction adalah penyakit jantung yang disebabkan terhentinya aliran darah yang menuju ke jantung sehingga mengakibatkan sebagian sel jantung menjadi mati. Myocardial Ischemia adalah penyakit jantung karena kondisi aliran darah ke otot jantung berkurang secara tiba-tiba dikarenakan ada penyumbatan pada pembuluh darah koroner jantung, sehingga menyebabkan menurunnya supply oksigen ke otot jantung. Cardiomyopathy adalah penyakit jantung yang berhubungan dengan miokardium atau otot jantung dimana terdapat kelainan pada otot jantung secara struktur dan fungsi tanpa adanya penyakit jantung koroner, hipertensi, atau kelainan katup jantung. Pericarditis adalah penyakit jantung akibat pembengkakan dan iritasi pada perikardium. Perikardium adalah selaput kantung di sekitar jantung, berfungsi untuk menahan jantung di tempatnya dan melumasi jantung.



## 2.2.4 HRV

HRV adalah metode analisa sinyal ECG berdasarkan fluktuasi detak ke detak (beat to beat) / RR Interval pada laju detak jantung (Heart Rate). Metode ini digunakan untuk menganalisa keadaan jantung seseorang berdasarkan perubahan aktivitas jantung yang meliputi, osilasi interval waktu detak jantung yang berurutan dan kecepatan detak jantung. Metode ini ditemukan tahun 1996 oleh perkumpulan para ahli jantung eropa (Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology) yang melibatkan ahli kesehatan, teknik matematika dan fisiologis. Metode analisa HRV pada domain waktu menganalisa interval RR dan kecepatan detak jantung meliputi analisa histogram, scattergram dan beberapa perhitungan statistik. Perhitungan statistik dibagi menjadi dua yaitu pengukuran langsung interval NN / interval RR / kecepatan detak jantung (rata-rata standart deviasi, jangkauan) dan pengukuran perbedaan antara interval NN (RMSSD, pNN50, NN50).

Dengan menggunakan tool KubiosHRV, maka hasil dari masing-masing variabel tersebut dapat diketahui. Hasil tersebut merupakan proses dari frame yang bisa diatur sesuai panjang waktu yang diinginkan. Dengan menggunakan KubiousHRV akan diperoleh hasil analisa HRV pada domain time dan domain frekuensi. Pada time domian menghasilkan 9 fitur yaitu, Mean RR, STD RR, Mean HR, STD HR, RMSSD, NN50, PNN50, HRV Triangular Index dan TINN. Pada frekuensi domain menghasilkan 3 fitur yaitu HF (high frequency), LF (low frequency) dan VLF (very low frequency).



Gambar 2.13 KubiousHRV

### 2.3 Lanjut Usia

Usia lanjut dikatakan sebagai tahap akhir perkembangan pada daur kehidupan manusia. Menurut Pasal 1 ayat (2), (3), (4) UU No.13 tahun 1998 tentang kesehatan dikatakan bahwa usia lanjut adalah orang yang telah mencapai usia lebih dari 60 tahun [6]. Keberadaan usia lanjut ditandai dengan umur harapan hidup yang semakin menurun dari tahun ke tahun. Hal tersebut membutuhkan upaya pemeliharaan serta peningkatan kesehatan dalam rangka mencapai masa tua yang sehat, bahagia, berdaya guna, dan produktif [9].

Menua (menjadi tua) adalah suatu proses menghilangnya secara perlahan-lahan kemampuan jaringan untuk memperbaiki diri dan mempertahankan fungsi normal sehingga dapat bertahan terhadap infeksi dan memperbaiki kerusakan yang diderita [1]. Proses ini merupakan proses yang terjadi terus-menerus (berlanjut) secara alami.

Menjadi Tua adalah suatu keadaan yang terjadi didalam kehidupan manusia. Proses menua merupakan proses sepanjang hidup yang tidak hanya dimulai dari waktu tertentu, tetapi dimulai sejak permulaan kehidupan. Menjadi tua merupakan proses alamiah yang berarti seseorang telah melalui tahap-tahap kehidupannya, yaitu neonatus, toodler, pra school, school, remaja, dewasa dan lansia. Tahap tersebut dimulai secara biologis maupun psikologis [10].

Menurut WHO dan Undang-Undang No. 13 tahun 1998 tentang kesejahteraan lanjut usia pada pasal 1 ayat 2 menyebutkan bahwa umur 60 tahun adalah usia permulaan tua. Menua bukanlah suatu penyakit, akan tetapi merupakan proses yang berangsur-angsur mengakibatkan perubahan kumulatif, seperti proses menurunnya daya tahan tubuh dalam menghadapi rangsangan dari dalam dan luar tubuh.

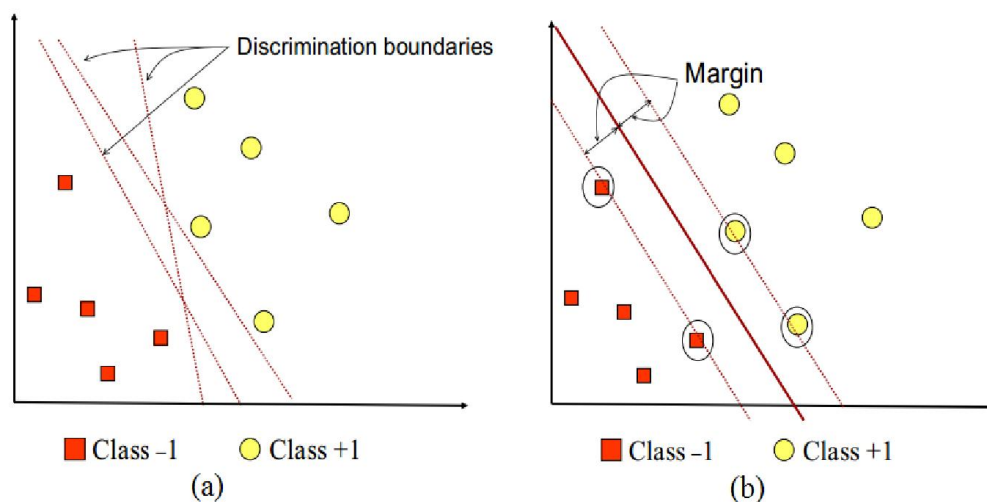
Ada beberapa perubahan fisik pada lansia [11], pertama sel tubuh jumlahnya berkurang dan ukurannya membesar diikuti menurunnya cairan tubuh dan menurunnya cairan intraseluler. Kedua, pada kardiovaskuler terjadi penebalan pada katup jantung sehingga mempengaruhi kemampuan memompa darah (menurunnya kontraksi dan volume) dan menurunnya elastisitas pembuluh darah yang meningkatkan resistensi pembuluh darah perifer (meningkatkan tekanan darah). Ketiga pada sistim respirasi, otot-otot pernafasan mengalami penurunan kekuatan yang diikuti penurunan elastisitas otot paru-paru sehingga ketika menarik napas terasa berat. Keempat sistim persarafan, saraf panca indra mengecil sehingga terjadi penurunan fungsi yang berakibat lambat

dalam merespon dan berkurang / hilangnya lapisan myelin akson yang menyebabkan kurangnya respon motorik dan reflek.

## 2.4 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) dikembangkan oleh Boser, Guyon, Vapnik, dan pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di Annual Workshop on Computational Learning Theory. Konsep dasar SVM merupakan kombinasi dari teori-teori komputasi, seperti margin hyperplane [12] [13], sistem kernel [14] dan konsep-konsep pendukung yang lain. Hingga tahun 1992 belum pernah ada upaya merangkai komponen-komponen tersebut, sehingga pada Annual Workshop on Computational Learning Theory, SVM berhasil dipresentasikan.

Berbeda dengan neural network yang berusaha mencari hyperplane pemisah antar class, SVM berusaha menemukan hyperplane yang terbaik pada input space. Prinsip dasar SVM adalah linear classifier yang dikembangkan agar dapat bekerja pada problem non-linear (memasukkan konsep kernel trick pada ruang kerja berdimensi tinggi).



Gambar 2.14 SVM berusaha menemukan hyperplane terbaik (Sumber : <http://asnugroho.net>)

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space. Gambar 2.13a memperlihatkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah class : +1 dan -1. Pattern yang tergabung pada class -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan pattern pada class +1 disimbolkan dengan warna kuning

(lingkaran). Problem klasifikasi dapat diterjemahkan usaha menemukan garis (hyperplane) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (discrimination boundaries) ditunjukkan pada gambar 2.13a.

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua class dapat ditemukan dengan mengukur margin hyperplane tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara hyperplane tersebut dengan pattern terdekat dari masing-masing class. Pattern yang paling dekat disebut sebagai support vector. Garis solid pada gambar 2.13b menunjukkan hyperplane yang terbaik yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua class, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah support vector. Usaha untuk mencari lokasi hyperplane ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM.

Data yang tersedia dinotasikan sebagai  $\vec{x} \in \mathbb{R}^d$  sedangkan label masing-masing dinotasikan  $y_i \in \{-1, +1\}$  untuk  $i = 1, 2, \dots, l$ , yang mana  $l$  adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua class -1 dan +1 dapat terpisah secara sempurna oleh hyperplane berdimensi  $d$ , yang didefinisikan :

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (1)$$

Pattern yang termasuk class -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi persamaan :

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad (2)$$

sedangkan pattern yang termasuk class +1 (sampel positif) :

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 \quad (3)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara hyperplane dan titik terdekatnya, yaitu  $1 / \|\vec{w}\|$ . Hal ini dapat dirumuskan sebagai Quadratic Programming (QP) problem, yaitu mencari titik minimal persamaan (4), dengan memperhatikan constraint persamaan (5).

$$\min \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (4)$$

$$y_i (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (5)$$

Problem ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya Lagrange Multiplier.

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1) \quad (i = 1, 2, \dots, l) \quad (6)$$

$\alpha_i$  adalah lagrange multipliers, yang bernilai nol atau positif ( $\alpha_i \geq 0$ ). Nilai optimal dari persamaan (6) dapat dihitung dengan meminimalkan  $L$  terhadap  $\vec{w}$  dan  $b$ , dan memaksimalkan  $L$  terhadap  $\alpha_i$ . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient  $L = 0$ , persamaan (6) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung saja  $\alpha_i$ , sebagaimana persamaan (7) di bawah.

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad (7)$$

$$\alpha_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l) \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (8)$$

Dari hasil perhitungan ini diperoleh  $\alpha_i$  yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan  $\alpha_i$  yang positif inilah yang disebut sebagai support vector.

Pada penelitian ini menggunakan freeware tools Weka untuk mengklasifikasikan [15]. Weka adalah tool ciptaan Mark Hall dan koleganya di Universitas Waikato Selandia Baru sebelum menjadi bagian dari Pentaho. Weka merupakan aplikasi data mining open source berbasis Java. Weka adalah singkatan dari The Waikato Environment for Knowledge Analysis. Proyek Weka merupakan proyek yang didanai oleh pemerintah Selandia Baru mulai tahun 1993 hingga pada saat ini, terutama dalam perkembangan dan perbaikan terhadap bugs dan algoritma yang digunakan. Program ini bertujuan untuk membangun sebuah fasilitas terbaru untuk membantu perkembangan ekonomi di negara Selandia Baru. Tujuan spesifik proyek ini adalah untuk membuat sebuah sarana kerja dalam hal machine learning.



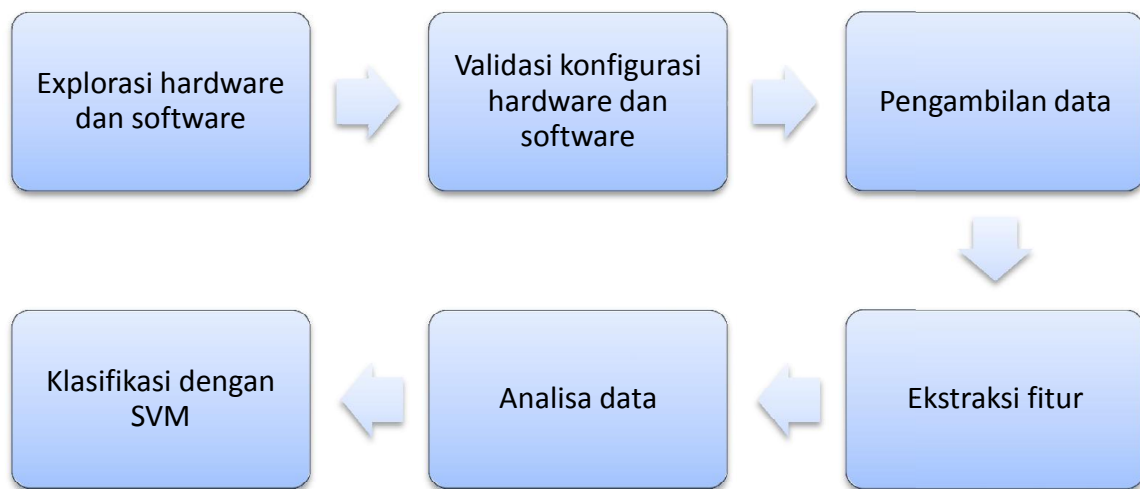
Gambar 2.15 GUI chooser pada Weka

Ada empat tombol form gui chooser Weka. Keempat tombol tersebut mempunyai fungsi yang berbeda. Adapun fungsi masing-masing tombol tersebut adalah tombol Explorer digunakan untuk menggali informasi dari sekumpulan data, juga digunakan untuk proses klasifikasi dan klustering (pengelompokan). Tombol Experimenter digunakan untuk pengujian statistik. Tombol Knowledge Flow untuk pengetahuan pendukung. Tombol Simple CLI digunakan untuk mengeksekusi perintah dengan menggunakan command line.

## BAB 3

### METODOLOGI PENELITIAN

Untuk memulai penelitian ini, penulis membuat beberapa tahapan dalam penelitian. Dengan adanya tahapan-tahapan ini diharapkan alur penelitian lebih mudah dipahami dan diimplementasikan.



Gambar 3.1 Metode penelitian

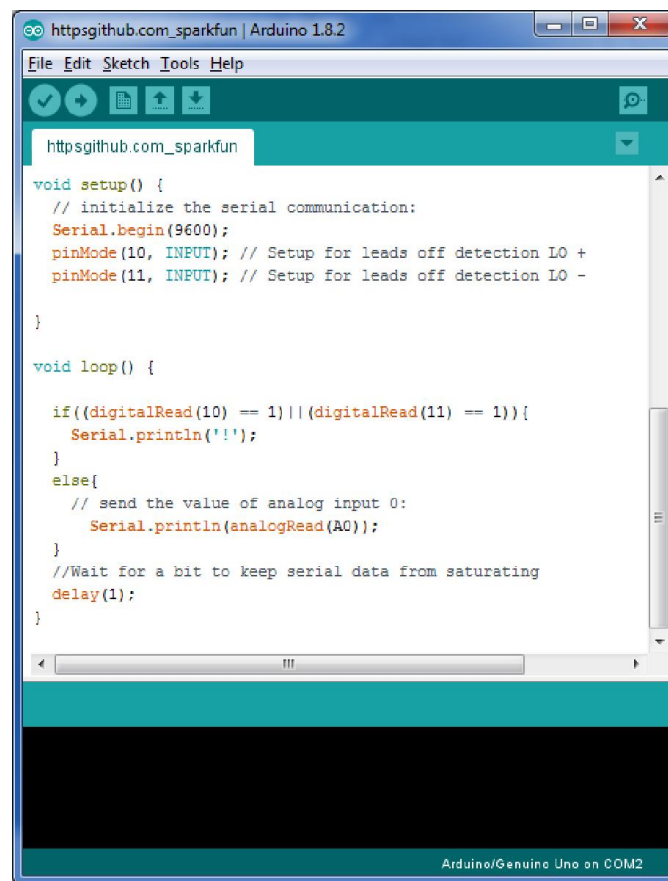
#### 3.1 Ekplorasi hardware dan software

Pada penelitian ini menggunakan perangkat penunjang untuk pengumpulan dan analisa data. Ada dua jenis perangkat, hardware dan software. Perangkat hardware terdiri dari sensor ECG, mikrokontroler Arduino Uno dan Komputer. Perangkat software terdiri dari CoolTerm, KubiousHRV, Microsoft Excell, Matlab, Genuino dan Processing.

##### 3.1.1 Genuino, Arduino Uno, Sparkfun AD8232 dan Processing

Genuino adalah aplikasi programing khusus untuk mikrokontroler jenis arduino. Genuino dapat digunakan sebagai editor untuk menulis bahasa pemrograman yang akan berjalan didalam arduino uno. Arduino sendiri adalah perangkat elektronik yang dipergunakan sebagai komunikator antara sensor ECG dengan komputer pada penelitian ini. Penggunaan mikrokontroler (arduino uno) pada penelitian ini bertujuan untuk

membaca output dari sensor ECG (Sparkfun AD8232). Sensor ECG mengeluarkan output analog, sedangkan input yang diperlukan untuk bisa diproses pada komputer adalah output digital. Dengan menggunakan arduino uno, perubahan analog signal menjadi digital signal bisa dilakukan. Penggunaan arduino uno juga sebagai penguat sinyal hasil pembacaan sensor ECG (Sparkfun AD8232) detak jantung partisipan. Hasil output sensor ECG (Sparkfun AD8232) terlalu kecil maka tidak bisa terbaca oleh komputer, sehingga perlu diperkuat menggunakan arduino uno. Fungsi berikutnya sebagai penghubung antara sensor dan komputer. Melalui arduino uno hasil output sensor ECG (Sparkfun AD8232) bisa dibaca lewat port USB (Com port). Port USB tersedia pada perangkat komputer, sedangkan pada sensor ECG, port USB tidak ada.

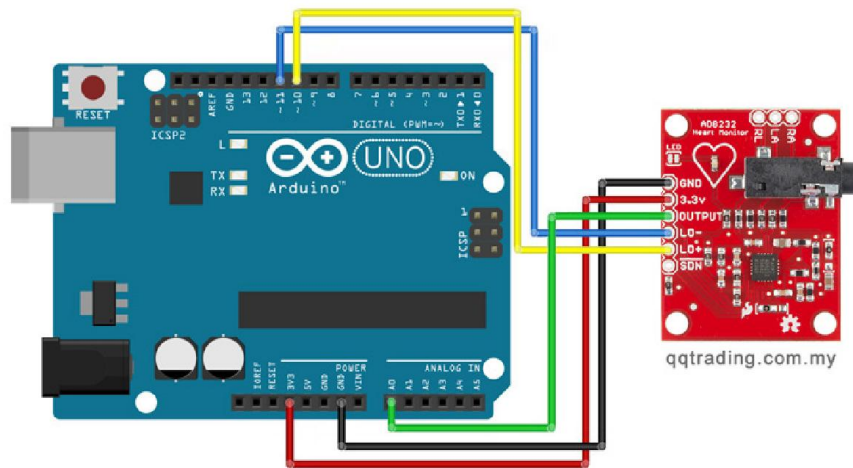


Gambar 3.2 Interface Genuino

Pada genuino terdapat listing program yang akan di-upload kedalam arduino uno. Program itu yang akan menjadi dasar bagi arduino untuk menjalankan beberapa tugas. Pada gambar 3.2 terlihat beberapa baris listing program pada genuino. Listing program tersebut didapat dari official Sparkfun AD8232 yang terupload di github.com.



Listing program tersebut sengaja disediakan oleh developer sensor ECG (AD8232) bagi para pengguna sensor mereka untuk menghubungkan dengan arduino uno. Hal itu untuk mempermudah dalam mengembangkan aplikasi terkait dengan sensor ECG Sparkfun AD8232. Sebelum mengetahui bagaimana listing program tersebut berjalan, terlebih dahulu menghubungkan sensor ECG Sparkfun AD8232 dengan arduino uno.



Gambar 3.3 Sensor ECG Sparkfun AD8232 dikoneksikan dengan Arduino  
(Sumber :<http://qqtrading.com.my/electrocardiogram-sensor-ecg-heart-rate-monitor-ad8232>)

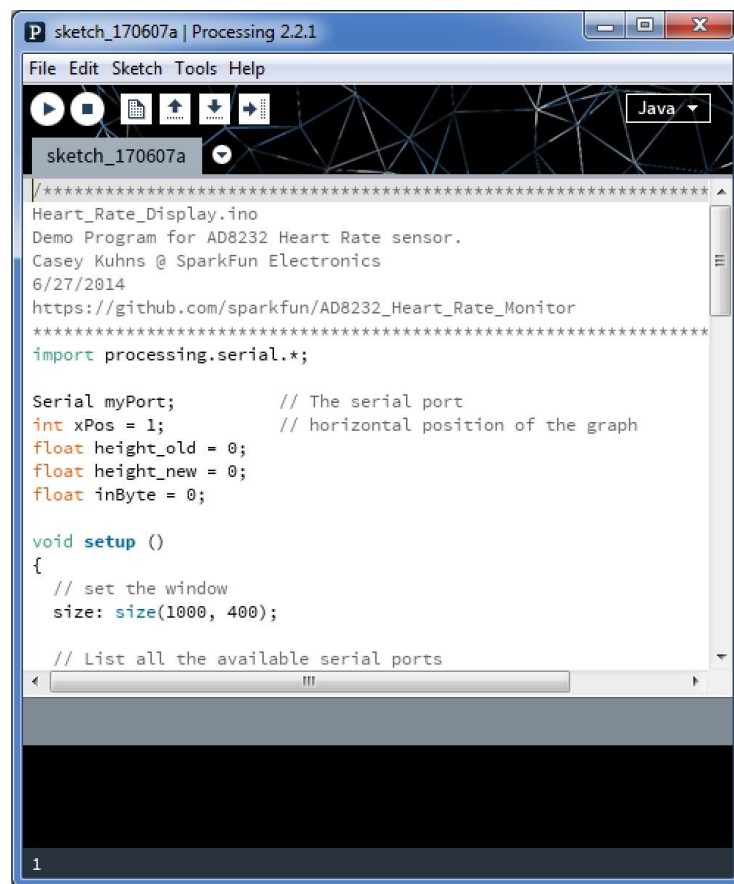
Sensor ECG Sparkfun AD8232 memerlukan tegangan DC sebesar 3,3 volt. Hal itu bisa didapat dari arduino uno dengan menghubungkan kabel warna merah. Tentunya diperlukan juga ground yang juga didapat dari arduino (kabel hitam). Kabel hijau pada sensor ECG Sparkfun AD8232 berfungsi sebagai penghubung output. Output sensor berupa analog signal, jadi masuk ke arduino uno sebagai analog input (A0). Kabel biru dan kuning pada sensor ECG Sparkfun AD8232 terhubung dengan L0- (kabel biru) dan L0+ (kabel kuning). Pada arduino uno kabel biru dan kuning terhubung ke area PWM (Pulse Width Modulation). PWM pada arduino uno bekerja pada frekuensi 500 Hz. Artinya ada 500 siklus / ketukan dalam 1 detik. Port PWM pada arduino uno mempunyai range nilai dari 0 hingga 255. Artinya setiap siklus bisa memberi nilai dari 0 hingga 255. Ketika port ini (PWM) dihubungkan dengan sensor ECG Sparkfun AD8232 L0- dan L0+, maka output sensor tersebut akan dikondisikan berdasarkan frekuensi 500 Hz. Ketika kita memberikan angka 0, berarti pada pin tersebut tidak akan pernah bernilai 5 volt (pin selalu bernilai 0 volt). Sedangkan jika kita memberikan nilai

255, maka sepanjang siklus akan bernilai 5 volt (tidak pernah 0 volt). Jika kita memberikan nilai 127 (kita anggap setengah dari 0 hingga 255, atau 50% dari 255), maka setengah siklus akan bernilai 5 volt, dan setengah siklus lagi akan bernilai 0 volt. Sedangkan jika jika memberikan 25% dari 255 ( $1/4 \times 255$  atau 64), maka  $1/4$  siklus akan bernilai 5 volt, dan  $3/4$  sisanya akan bernilai 0 volt, dan ini akan terjadi 500 kali dalam 1 detik.

Pada listing program genuino terdapat perintah “Serial.begin”. Perintah tersebut untuk menentukan kecepatan transfer (mengirim dan menerima) data antara komputer dengan arduino uno. Kecepatan yang dipergunakan bernilai 9600 seperti pada umumnya penggunaan arduino uno. Artinya 9600 bit per detik / bps. Terdapat juga perintah “pinMode”. Perintah ini berfungsi untuk mengkonfigurasi pin tertentu agar berperilaku sebagai input atau output. Terdapat juga perintah “digitalRead”. Perintah ini berfungsi untuk membaca nilai dari pin digital tertentu, baik HIGH atau LOW. Terdapat juga perintah “Serial.println”. Perintah ini berfungsi sebagai penerjemah data ASCII yang didapat port analog (A0). Perintah berfungsi juga untuk merubah nilai ASCII menjadi numerik dan menyimpannya dalam buffer sebelum dikirim ke komputer.

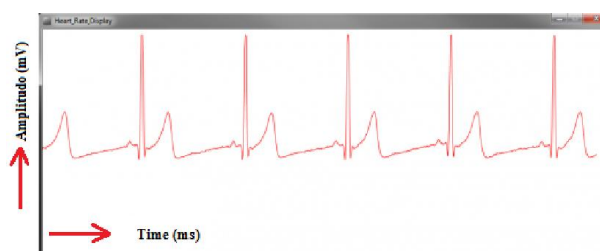
Setelah memahami semua perintah yang dipergunakan dalam genuino untuk arduino uno yang terhubung dengan sensor ECG Sparkfun AD8232, selanjutnya mencoba pengecek apakah ada error pada listing program. Dengan menekan tombol centang (v) pada genuino (kiri atas), maka akan dilakukan proses verify oleh compiler genuino. Kalau tidak ada error maka pesan tersebut bisa dilihat dibagian result dibawah genuino (background warna hitam, tulisan putih). Untuk mengirimkan listing program yang sudah ter-compile ke dalam arduino uno, dapat menekan tombol upload. Tombol ini terletak disamping tombol verify, berbentuk panah kekanan (→).

Processing adalah aplikasi untuk melihat hasil detak jantung partisipan secara langsung dari komputer. Aplikasi ini mirip dengan Genuino dan berupa editor listing program. Aplikasi ini berasal dari official sensor ECG Sparkfun AD8232 untuk para pengguna sensor mereka. Sesudah mengkonfigurasi hardware (merangkai arduini uno dan sensor ECG) dan mengkonfigurasi software (genuino), maka untuk melihat plotting sinyal ECG bisa menggunakan aplikasi ini. Berikut ini interface dari processing.



Gambar 3.4 Interface Processing

Tidak ada penjelasan tentang listing program tersebut (pada processing) yang dikeluarkan oleh official sensor ECG Sparkfun AD8232. Mereka hanya menyediakan listing program dan aplikasi (processing) bagi para pengguna sensor mereka untuk mengetahui hasil plot sinyal ECG setelah semua tahapan perakitan (hardware dan software) dilakukan. Peneliti kesulitan dalam mengartikan baris tiap baris syntax dalam listing program tersebut. Namun hal tersebut tidak berpengaruh, karena hasil dari processing ini hanya sebagai ilustrasi saja yang disediakan oleh official sensor ECG Sparkfun AD8232.

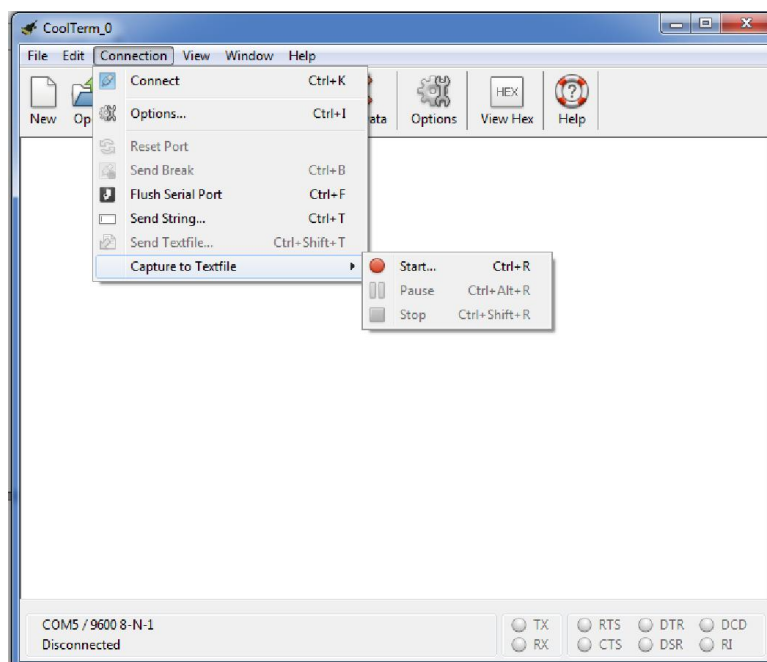


Gambar 3.5 Interface hasil run Processing

### 3.1.2 CoolTerm

CoolTerm adalah aplikasi free untuk memantau aktifitas transfer data pada komputer. Aplikasi ini akan memantau port tertentu (setelah disetting) dan menampilkannya pada interface mereka. CoolTerm merupakan salah satu tool yang diciptakan oleh Roger Meier dan berfungsi untuk membaca komunikasi antara suatu hardware yang terhubung dengan port serial pada PC. Tool ini merupakan aplikasi port serial yang sering digunakan oleh para penghobi dan profesionalis di bidang elektronika untuk melihat pertukaran data yang terjadi antara hardware dengan port serial seperti : pengontrol servo, robotika, GPS, dan Mikrokontroler. Beberapa fungsi dari CoolTerm adalah :

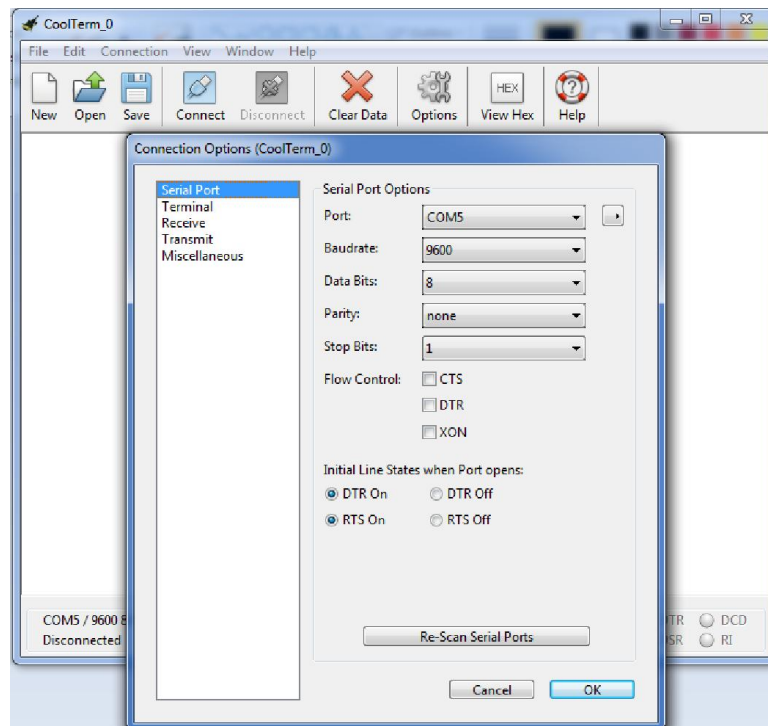
1. Mampu menanggulangi koneksi yang bekerja secara bersama-sama.
2. Menampilkan data yang diterima dalam bentuk Plain Text.
3. Kemampuan untuk meng-capture data yang diterima dengan text file.
4. Kemampuan untuk menyimpan dan mendapatkan kembali pilihan koneksi seperti yang terlihat pada gambar 3.6.



Gambar 3.6 CoolTerm

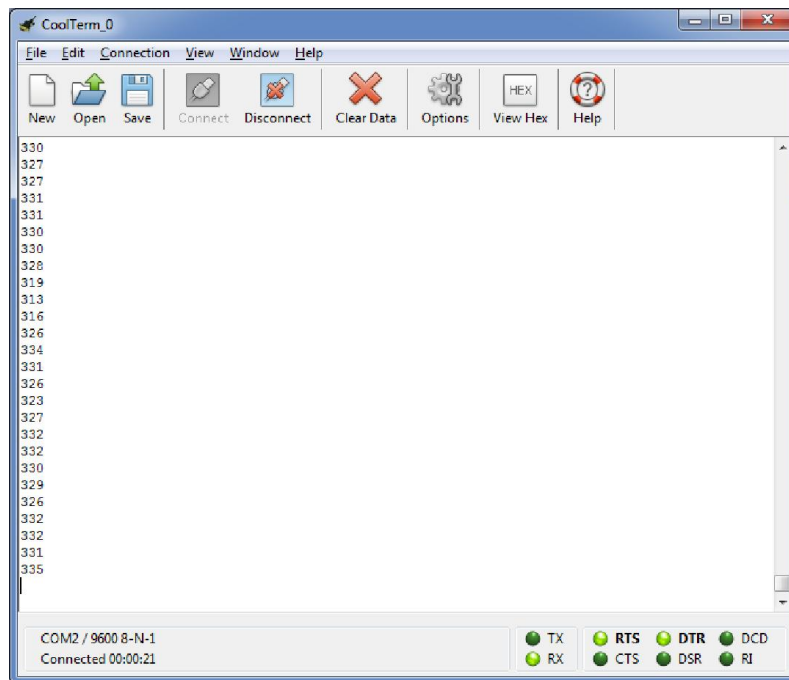
Dengan menggunakan tool CoolTerm untuk membaca komunikasi antara PC dan Arduino, maka data yang terkirim dari sensor ECG dapat direkam atau di-capture.

Untuk mendapatkan hasil pembacaan port serial yang baik, CoolTerm di setting dengan parameter default seperti gambar 3.7.



Gambar 3.7 Konfigurasi CoolTerm

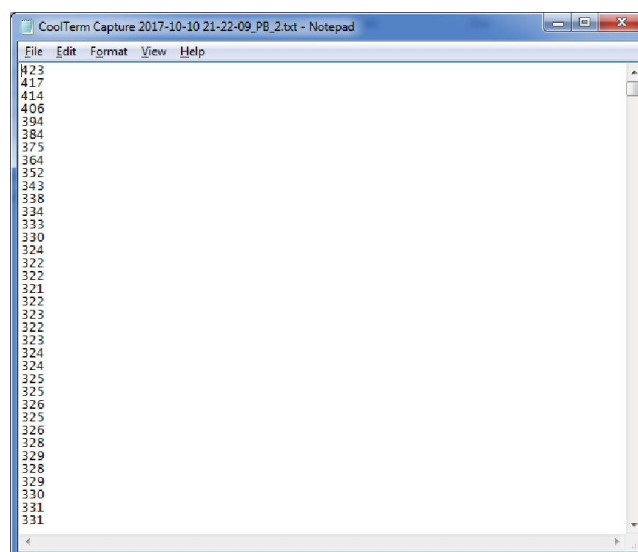
Karena pada kode program (genuino) menggunakan komunikasi serial dengan kecepatan 9,8 Kbps, maka CoolTerm disetting pada mode Baudrate 9600 dengan menggunakan port 5 sebagai komunikasi serial antara PC dan perangkat sensor Sparkfun AD8232 yang terhubung dengan Arduino. Ketika tombol connect pada CoolTerm ditekan, maka akan tersambung dengan arduino. Karena arduino tersambung dengan sensor ECG (dan jika sudah dipasang kepada partisipan) maka pada CoolTerm akan muncul nilai yang bergerak secara terus menerus (continue). Yang perlu mendapat sedikit perhatian adalah indikator yang ada pada CoolTerm. Pada samping bawah kanan terdapat lampu yang berkedip hijau. Ketika lampu RX berkedip berarti proses penerimaan data dari port yang bersangkutan (Com 2) sedang berjalan. Untuk indikator disamping kiri, menunjukkan informasi port yang dipergunakan, kecepatan transfer data (9600) dan periode berjalannya (running time) CoolTerm. Kalau indikator pada CoolTerm tersebut tidak berfungsi maka ada konfigurasi yang keliru.



Gambar 3.8 Nilai yang muncul pada pembacaan CoolTerm

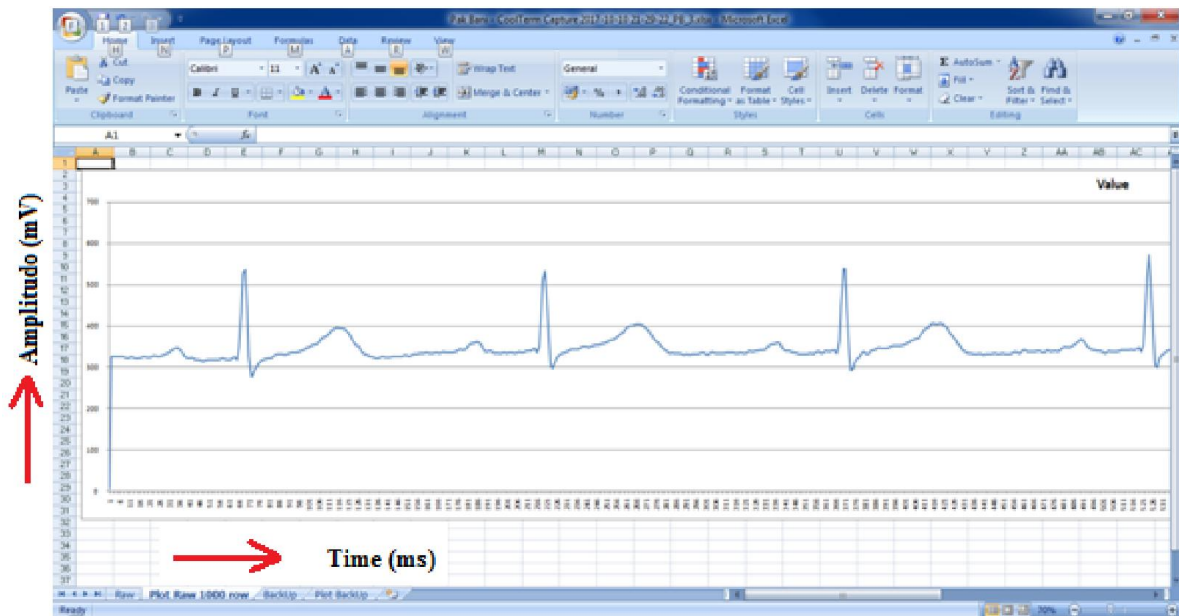
### 3.1.3 Microsoft Excell

Penggunaan Excell pada penelitian ini adalah untuk mengetahui bentuk sinyal ECG partisipan sesudah pengambilan data. Data yang didapat dari CoolTerm adalah data file berekstensi txt. File tersebut berisi nilai yang tersusun kebawah. Sulit sekali jika ingin mengetahui bentuk sinyal ECG-nya (memvisualisasikan). Untuk itu diperlukan aplikasi untuk memplotkan data tersebut sehingga mempermudah proses analisa.



Gambar 3.9 Contoh file hasil CoolTerm yang berisi nilai continuous menurun

Dengan bantuan microsoft excell, maka deretan angka dari CoolTerm bisa divisualisasikan untuk mengetahui bentuk sinyal ECG. Mengplotkan nilai pada sumbu Y dan jumlah data pada sumbu X akan tampak sinyal ECG seperti berikut.

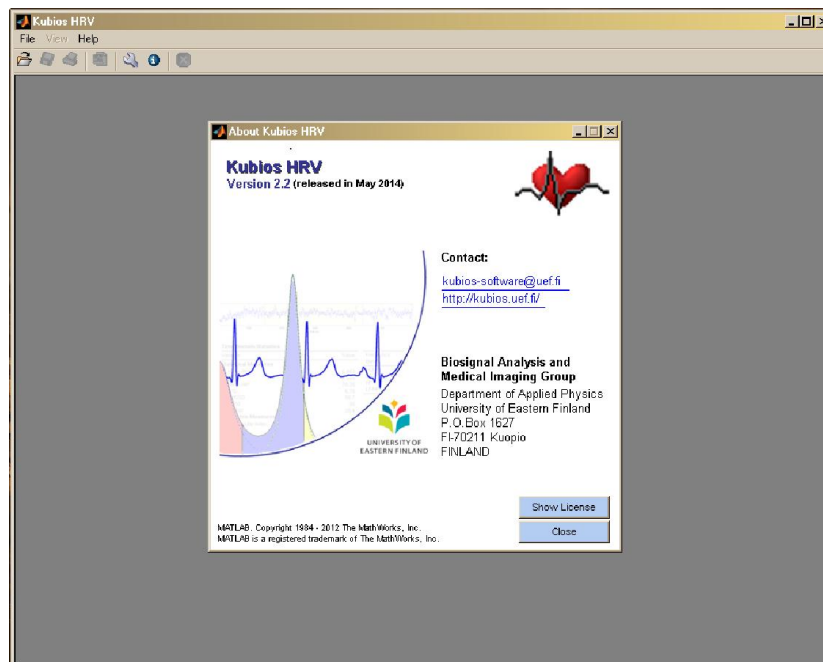


Gambar 3.10 Hasil plot menggunakan Excell

Dengan bantuan microsoft excell bentuk sinyal ECG partisipan bisa diketahui. Hal ini mempermudah untuk pengenalan kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG pada tahap analisa.

### 3.1.4 KubiousHRV

KubiousHRV yang dipergunakan pada penelitian ini adalah KubiousHRV versi 2. Tidak menggunakan keluaran versi terbaru (versi 3) karena kinerja yang memberatkan komputer saat analisa. KubiousHRV adalah tools free software yang dipergunakan untuk proses ekstraksi fitur hasil pengambilan data sinyal ECG partisipan. Data yang didapat dari partisipan berupa nilai yang tersimpan pada file text (.txt). File tersebut dapat langsung menjadi input untuk analisa menggunakan KubiosHRV. Analisa yang dilakukan oleh KubiosHRV menitik beratkan pada analisa HRV. HRV adalah analisa yang berdasarkan interval detak ke detak (RR Interval) pada laju detak jantung (Heart Rate).



Gambar 3.11 Interface KubiousHRV versi 2.2

Secara default sampling rate untuk input data pada KubiousHRV bernilai 200, tetapi kalau ingin diubah bisa disesuaikan dengan keadaan. Sampling rate adalah nilai untuk mensampling data per menitnya. Ketika data text sudah dimasukkan (diarahkan lokasi path filenya), maka secara otomatis KubiosHRV akan menganalisa. Hasil analisa berupa Time Domain, Frequency Domain dan Non Linear Domain. Pada penelitian ini menggunakan hasil analisa time domain (HR dan RR) dan frekuensi domain (HF, VL dan VLF) sebagai fitur yang dipergunakan untuk inputan machine learning.



Gambar 3.12 Hasil ekstraksi fitur menggunakan KubiousHRV



VIEW RESULTS	Time-Domain	Frequency-Domain	Nonlinear
<b>Time-Domain Results</b>			
Variable	Value	Units	
Mean RR*	742.92	ms	
STD RR (SDNN)	71.878	ms	
Mean HR*	81.169	1/min	
STD HR	4.3262	1/min	
RMSSD	94.020	ms	
NN50	7		
pNN50	1.9830	%	
HRV triangular index	5.8033		
TINN	315.00	ms	

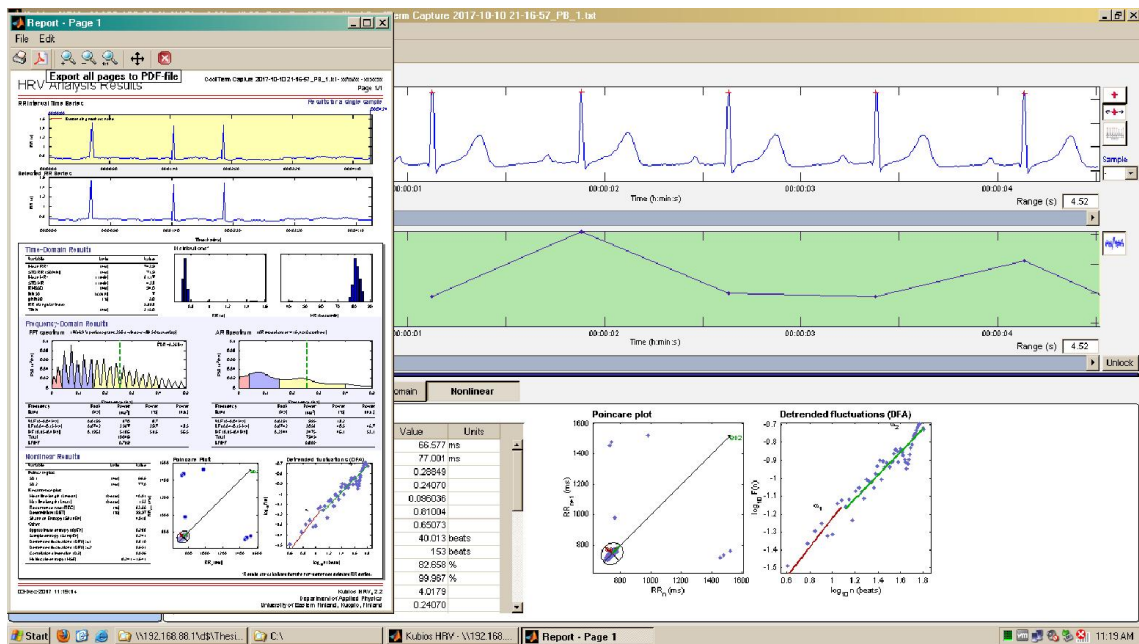
\* Calculated from the non-detrended selected RR series.

Gambar 3.13 Analisa Time Domain oleh KubiousHRV

VIEW RESULTS	Time-Domain	Frequency-Domain	Nonlinear	
Frequency-Domain Results				
Variable	VLF	LF	HF	LF/HF
FFT Results				
Peak (Hz)	0.019531	0.074219	0.19531	
Power (ms2)	869.84	3987.3	5186.0	0.76886
Power (%)	8.6582	39.689	51.621	
Power (n.u.)		43.451	56.514	
AR Results				
Peak (Hz)	0.039063	0.074219	0.23438	
Power (ms2)	994.85	3058.2	3475.0	0.88005
Power (%)	13.186	40.535	46.060	
Power (n.u.)		46.692	53.057	

Gambar 3.14 Analisa Frequency Domain oleh KubiousHRV

Untuk mempermudah analisa, KubiousHRV juga dapat mengekspor hasil analisa kedalam dokument PDF. Sehingga lebih mudah untuk melihat hasil analisa pada aplikasi PDF viewer (Foxit reader, Acrobat reader, Nuke reader, dll) daripada harus membuka KubiousHRV. Dengan menekan tombol “Report Sheet” maka akan terlihat priview sebelum diubah kedalam format PDF.



Gambar 3.15 Preview ekspor ke PDF pada KubiousHRV

Tombol logo PDF (disebelah toolbar disket) akan mengarahkan lokasi penyimpanan. Selanjutnya proses menyimpan dengan format PDF sudah selesai dilakukan.

Dengan menggunakan KubiousHRV versi 2 ini, memungkinkan untuk memecah data menjadi ukuran yang lebih kecil. Artinya jika pada pengambilan data terdapat interval waktu yang panjang, bisa memotong waktu tersebut menjadi ukuran yang lebih pendek. Ukuran terpendek yang bisa diterapkan sebesar 30 detik. Kurang dari itu, KubiosHRV tidak mampu. Kemampuan ini diperlukan untuk analisa OnSet / OffSet nanti, yaitu memecah data untuk menentukan tingkat emosi partisipan dalam durasi waktu yang lebih pendek.

### 3.1.5 Matlab

Matlab adalah aplikasi untuk proses komputasi dan perhitungan. Sama seperti bahasa pemrograman umumnya, matlab dapat dipergunakan untuk beberapa hal. Seperti image processing, sinyal processing, machine learning, dan lain sebagainya. Penggunaan matlab pada penelitian ini sebagai sinyal processing. Tepatnya untuk menganalisa sinyal ECG partisipan dalam mengekstraksi fitur. Kalau sebelumnya KubiosHRV dipergunakan untuk ekstraksi fitur dan menghasilkan fitur diranah time, frekuensi dan non-linear, maka matlab dipergunakan untuk deteksi kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG. Sebelumnya sudah dijelaskan tentang sinyal ECG

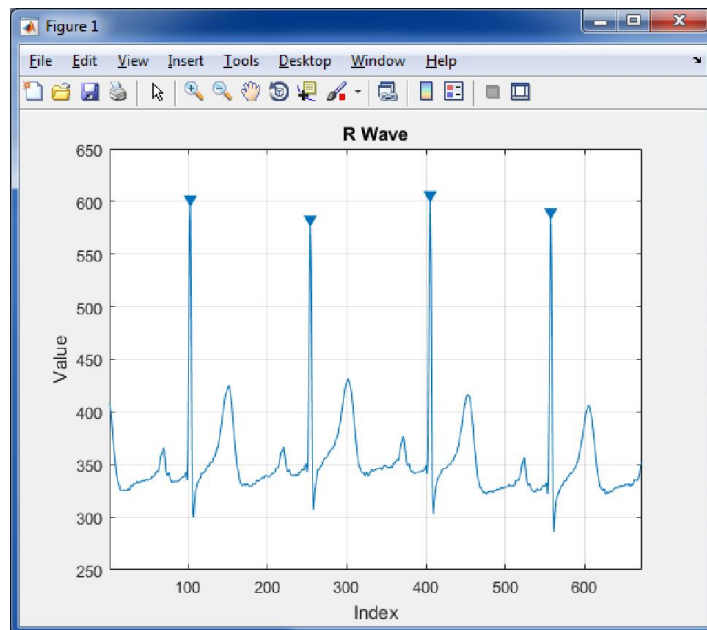
dan gelombang-gelombang penyusunnya. Sinyal ECG terdiri dari gelombang P, QRS dan T. Pada aplikasi matlab ini akan dideteksi keberadaan gelombang tersebut dalam sinyal ECG partisipan. Serta mempersetasekan hasil deteksi gelombang masing-masing terhadap keseluruhan gelombang yang ada.

Matlab yang dipergunakan pada penelitian ini adalah versi 2017 / R2017a. Ada banyak variasi matlab seperti matlab 7, versi 2013 / R2013a dan lain sebagainya. Peneliti menggunakan versi 2017 karena ada syntax khusus yang bisa langsung dipergunakan untuk sinyal processing. Sebelumnya peneliti menggunakan bahasa C# untuk mendeteksi kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG. Namun karena keterbatasan waktu untuk eksplorasi maka beralih menggunakan matlab dengan fungsi khusus yang sudah tersedia yang bisa langsung dipergunakan untuk pengolahan sinyal.

Matlab adalah aplikasi berbayar yang tidak bisa dipergunakan secara bebas dan gratis. Aplikasi serupa yang bersifat open source atau gratis adalah Skylab dan Octave. Kedua aplikasi tersebut sama dengan matlab, namun bersifat free. Semua aplikasi yang berjalan di matlab bisa dijalankan pada aplikasi tersebut. Berhubung institusi peneliti mempunyai lisensi matlab, maka peneliti memutuskan menggunakan matlab sebagai pembuat aplikasi fitur ekstraksi.

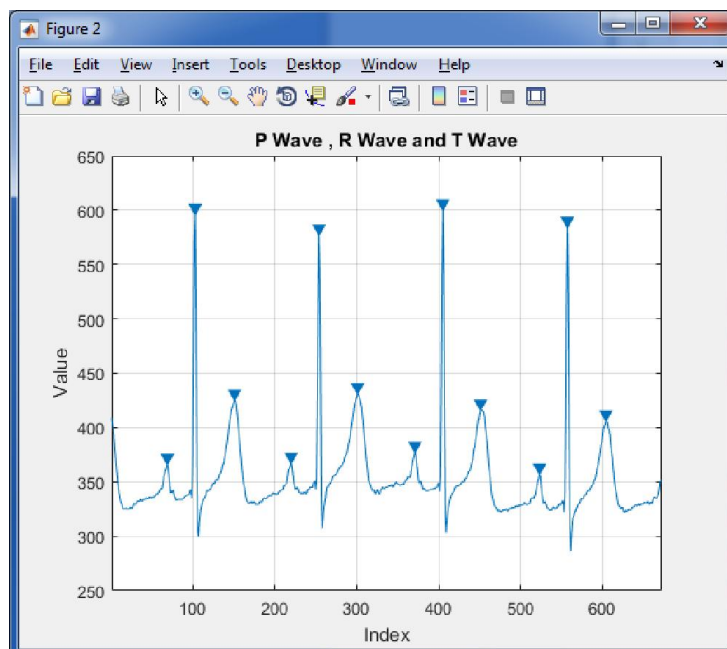
Inti penggunaan matlab untuk ekstraksi fitur (deteksi kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG) ini ada pada syntax matlab, “findpeaks”. Inputan dari aplikasi matlab ini sama seperti KubiosHRV, yaitu file text (.txt) hasil dari CoolTerm. Aplikasi matlab ini mampu mendeteksi gelombang P dengan keadaan “No P” ataupun “Invert P”. Mampu mendeteksi gelombang QRS dalam keadaan normal dan juga invert. Mendeteksi gelombang T dalam keadaan normal dan invert. Namun yang menjadi pokok dalam penelitian ini adalah fitur deteksi gelombang P, yaitu ada tidaknya gelombang P. Ketika gelombang P dalam keadaan invers akan dianggap tidak ada gelombang P.

Tahap pertama, aplikasi ini mendeteksi semua peak yang ada pada data. Peak diartikan titik puncak pada sinyal ECG. Peak juga bisa diartikan banyaknya gelombang ECG pada data partisipan. Berikut ini contoh hasil deteksi peak pada data partisipan.



Gambar 3.16 Peak detection pada aplikasi matlab

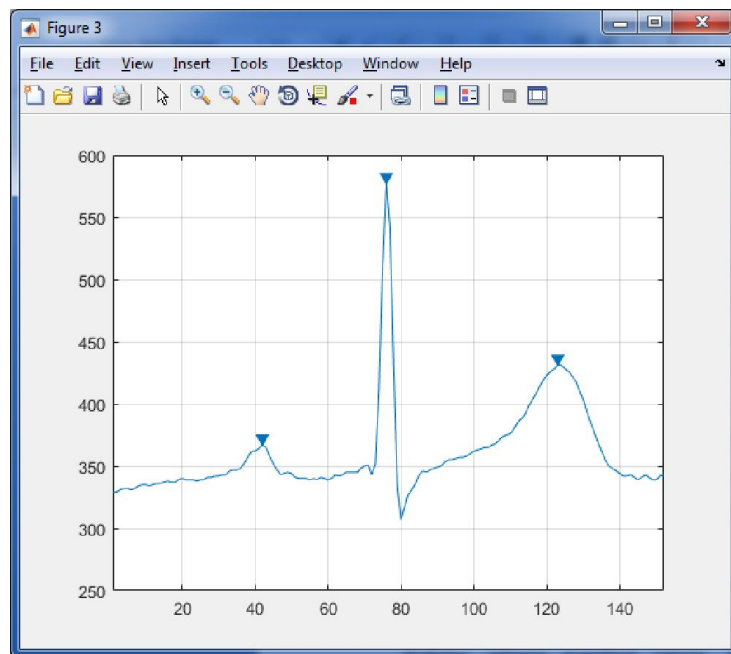
Selanjutnya deteksi gelombang P dan gelombang T pada sinyal ECG partisipan. Gelombang P dan T didapat dengan perintah “findpeaks” tapi dengan argument terakhir bernilai 20. Sedangkan untuk menemukan gelombang R menggunakan argument bernilai 150.



Gambar 3.17 Deteksi gelombang P, R dan T pada aplikasi matlab

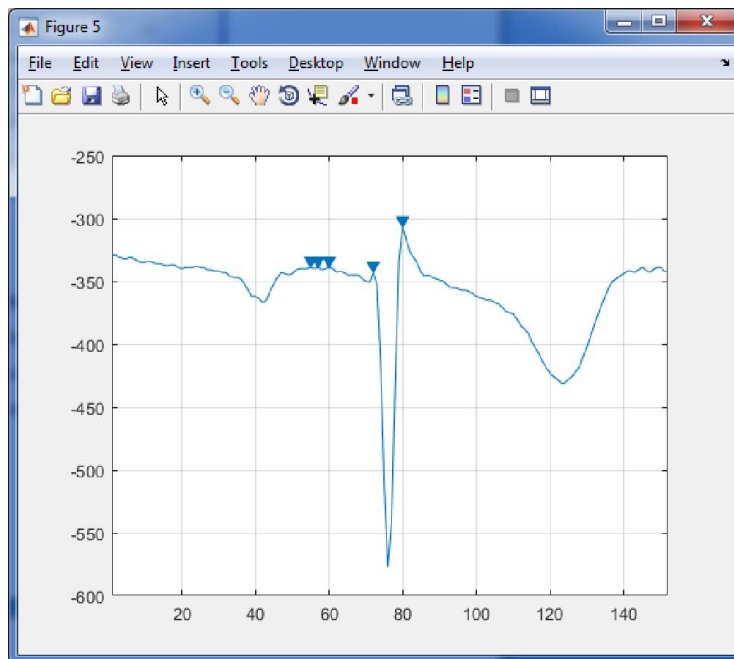
Untuk membuat aplikasi matlab ini konsep array haruslah dipahami terlebih dahulu. Karena semua data disimpan dalam array dan diakses menggunakan index dari array. Data lokasi gelombang P, gelombang R dan T disimpan dalam suatu array. Proses selanjutnya adalah proses per gelombang.

Sesudah didapat lokasi suatu nilai peak / gelombang R, maka awal satu gelombang ECG didapat dengan cara mengurai alamat array masing-masing peak / gelombang R dan membaginya 2. Maka akan didapat pada alamat berapa satu gelombang ECG dimulai dan diakhiri. Lalu dilakukan deteksi ulang untuk gelombang P, R dan T. Hal ini berbeda dengan sebelumnya karena lebih kearah per gelombangnya.



Gambar 3.18 Deteksi gelombang P, R dan T per gelombang

Untuk mendapatkan gelombang Q dan gelombang S dapat dilakukan dengan hal yang sama namun dengan data array pergelombang yang diinverskan. Dengan data yang terbalik polaritasnya (invers) maka peak yang didapatpun akan terbalik, sehingga gelombang Q dan S bisa dideteksi. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan alamat index gelombang Q dan gelombang S dalam array per gelombang. Karena penggunaan “findpeaks” tidak dapat untuk nilai negatif maka dengan menginverskannya, deteksi gelombang Q dan S bisa dilakukan.



Gambar 3.19 Deteksi gelombang Q dan S per gelombang

Ada banyak peaks yang terdeteksi pada array yang berkeadaan invers. Namun untuk menemukan gelombang Q dan gelombang S tentu membutuhkan referensi dimana gelombang R berada. Pada bagian sebelumnya sudah terlebih dahulu ditemukan gelombang R dan diketahui indexnya pada array. Maka keberadaan gelombang Q dan gelombang S adalah berlokasi pada sebelum (-1) dan sesudah (+1) dari lokasi gelombang R. Begitulah sekilas tentang deteksi kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG. Aplikasi tersebut dibuat dalam keadaan yang ideal. Kalau keadaan sinyal ECG partisipan terlalu “costume” maka kurang signifikan dalam mendeteksi. Karena itu tetap perlu metode manual sebagai validasinya. Untuk lebih jelasnya, source code bisa dilihat pada bagian lampiran.

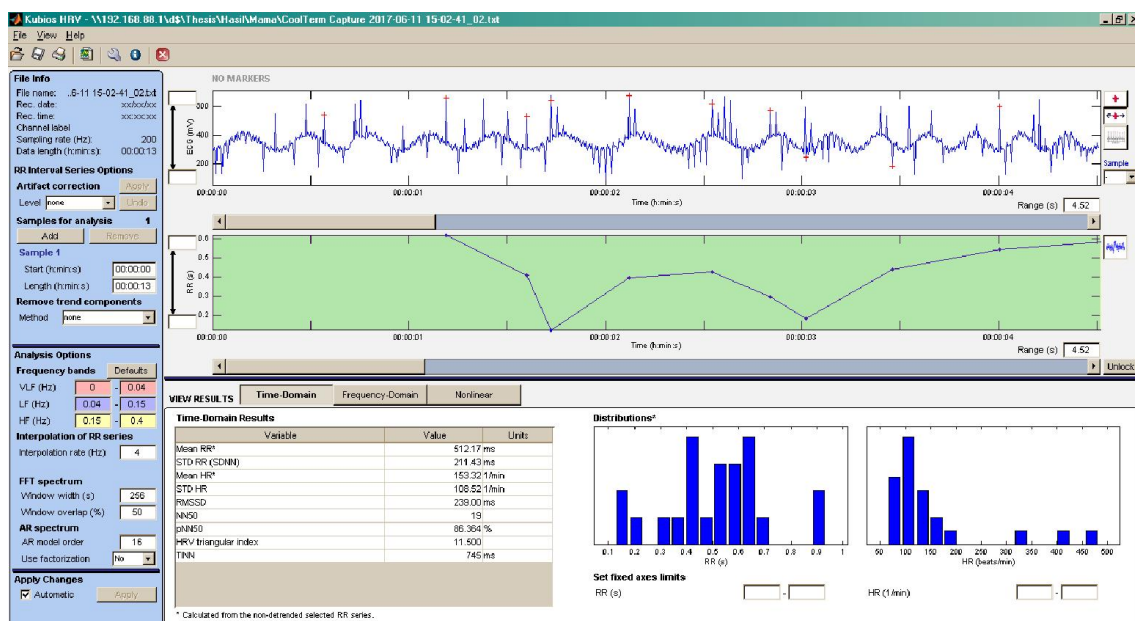
### 3.2 Validasi konfigurasi hardware dan software

Setelah proses eksplorasi hardware dan software yang dipergunakan dalam penelitian ini, proses selanjutnya adalah validasi. Validasi yang dimaksudkan adalah apakah dengan konfigurasi yang sudah dilakukan (hardware dan software) sudah bisa dipergunakan untuk mengambil data dengan benar dalam penelitian ini? Untuk menjawab pertanyaan tersebut perlu dilakukan validasi. Sebelum dilakukan validasi, kebenaran hasil pengukuran berdasarkan konfigurasi yang ada masih diragukan. Untuk

itu harus ada referensi yang tepat sebagai pembanding dengan hasil pengukuran dari konfigurasi yang sudah dilakukan.

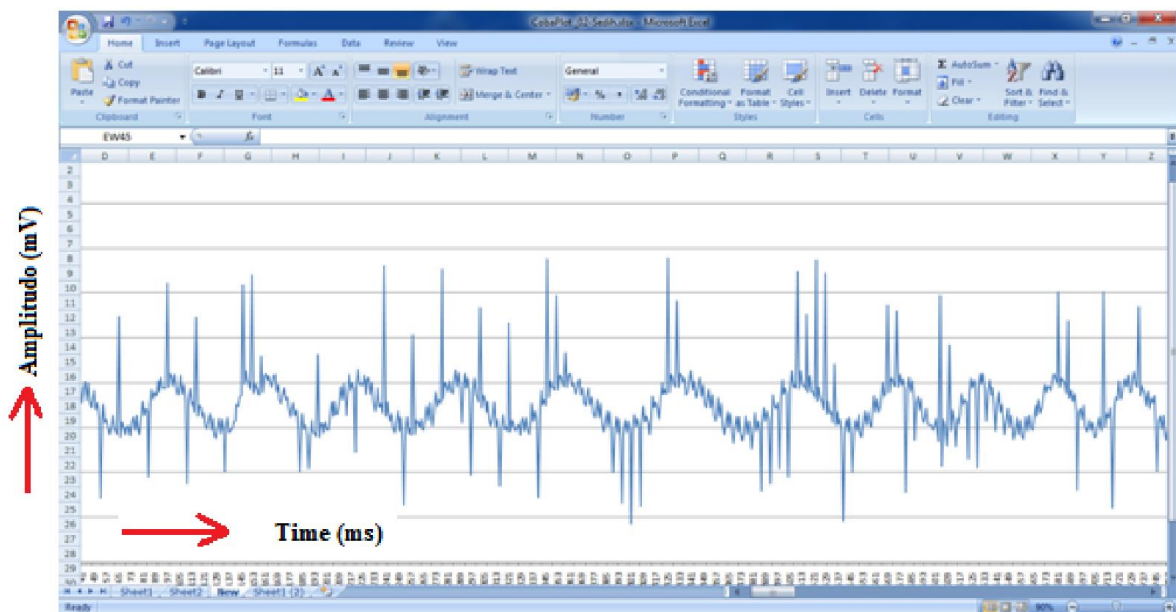
Hasil akhir pengukuran ini adalah didapatnya nilai fitur dari KubiousHRV dan kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG menggunakan matlab. Dengan membandingkan nilai pada fitur ekstraktor tersebut validasi dapat dilakukan. Untuk orang normal nilai dari fitur time domain hasil KubiousHRV mempunyai range tertentu. Nilai Heart Rate (HR) untuk orang normal berkisar antara 60 - 100 beats per menit. Apakah dengan konfigurasi yang ada hal tersebut sudah tercapai? Tentu dengan sample orang normal. Kalau sudah tercapai berarti konfigurasi sudah valid atau benar. Sedangkan untuk matlab, apakah bentuk gelombang penyusun sinyal ECG sudah dapat dihitung dengan tepat? Sudah samakah dengan hasil plot pada microsoft excell? Kalau sudah bisa dilihat dan benar berarti konfigurasi sudah benar dan valid.

Sebelum menemukan konfigurasi yang benar, tentu peneliti mengalami konfigurasi yang salah atau gagal. Hal tersebut dikarena karakter sensor ECG Sparkfun AD8232 yang unik. Sensor tersebut rentan terhadap gangguan arus bolak-balik (AC). Ketika pengambilan data pada komputer menggunakan mode “charging”, hasil data jelek. Hal tersebut diketahui setelah dianalisa menggunakan KubiousHRV dan diplot menggunakan microsoft excell.



Gambar 3.20 Fails configuration berdasarkan KubiousHRV

Pada gambar diatas terlihat hasil analisa KubiousHRV yang diluar range orang normal untuk nilai fitur time domain, heart rate (HR) sebesar 153,32 / min. Nilai tersebut sangat besar sekali dan berada diluar range orang normal. Jadi bisa dipastikan konfigurasi yang dilakukan salah. Berikut ini adalah penampakan plot menggunakan microsoft excell. Terlihat bentuk sinyal ECG yang aneh dan tidak bisa diketahui dimanakah gelombang P, QRS dan T. Dengan demikian konfigurasi yang dilakukan salah.



Gambar 3.21 Fails configuration berdasarkan Microsoft Excell

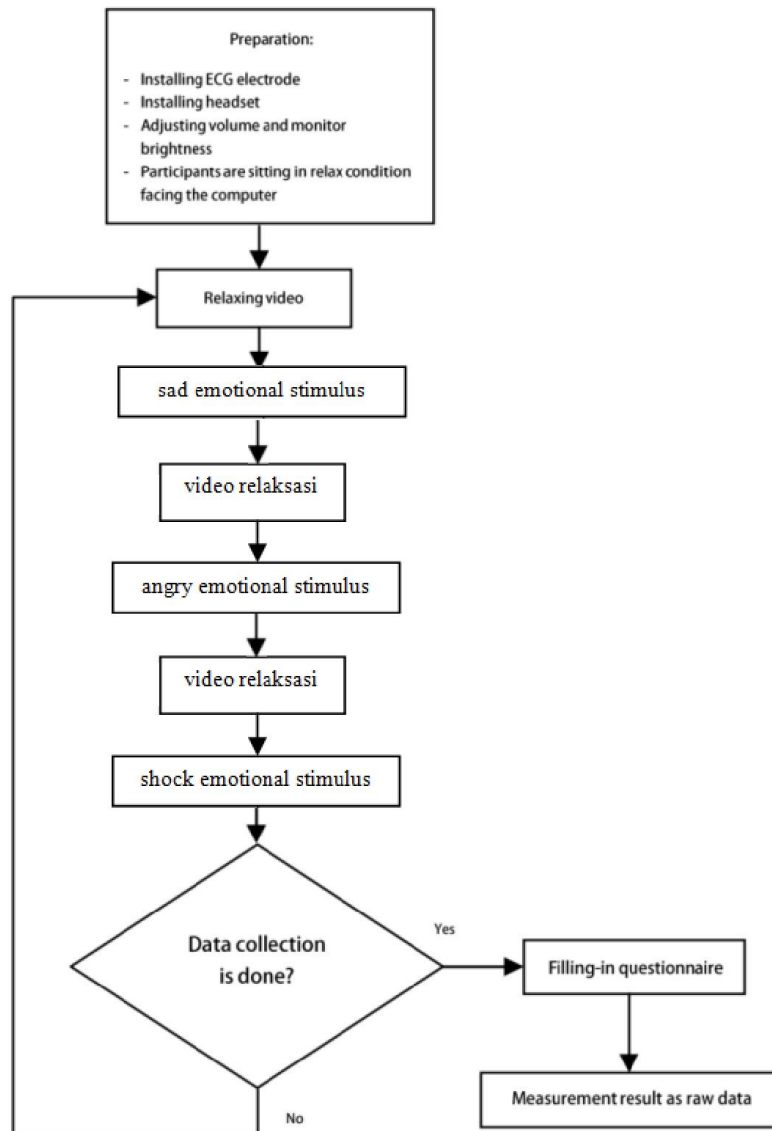
Sangat penting validasi konfigurasi ini sebelum pengambilan data. Karena jika tidak dilakukan maka data yang sudah diambil tidak akan bisa dipakai karena konfigurasi hardware dan software yang keliru. Perlu kesabaran dan kehati-hatian dalam tahap ini. Karena penggunaan sensor ECG Sparkfun AD8232 tergolong baru di Indonesia. Masih sedikit dan bahkan tidak ada yang mereview tentang sensor ini termasuk permasalahan dalam penggunaannya. Begitu juga perangkat mikrokontroler arduino uno.

### 3.3 Pengambilan Data

Penelitian ini bertujuan melihat dampak emosi negatif pada jantung orang berusia lanjut diatas umur 60 tahun. Untuk mendapatkan emosi yang diinginkan peneliti menggunakan video stimulus dari penelitian Rumpa [2]. Rumpa mengklasifikasikan beberapa video yang sesuai dengan kultur Indonesia berdasarkan respon emosi yang



dialami oleh partisipannya. Video stimulus yang dipergunakan oleh Rumpa sangat cocok dipergunakan dalam penelitian ini karena partisipan yang dipergunakan dalam penelitian ini juga berkulat Indonesia. Berikut ini adalah alur / flowchart pengambilan data.



Gambar 3.22 Flowchart pengambilan data

Ada tiga tahap utama dalam pengambilan data. Pertama persiapan, video stimulus emosi pengambilan data, terakhir pengisian kuisisioner. Pada tahap persiapan, peneliti mempersiapkan perangkat (sensor, arduino, headset, laptop, pemasangan elektroda dll)

yang dipergunakan dalam pengambilan data. Partisipan menunggu hingga semua persiapan yang dilakukan peneliti selesai.

Tahap kedua adalah pengambilan data. Partisipan diminta duduk nyaman mungkin dan fokus terhadap laptop sebagai peraga untuk membangkitkan emosi. Ada tiga video stimulus yang akan ditayangkan kepada partisipan yaitu video stimulus sedih, kaget dan marah. Sebelum dimulainya penayangan video stimulus, partisipan direlaksasi menggunakan lagu berdurasi 5 menit. Pemberian relaksasi untuk mengetahui keadaan awal (detak jantung) partisipan sebelum mengalami emosi yang dibangkitkan selama pengukuran pengambilan data. Selain itu, pemberian relaksasi untuk menghilangkan emosi lain yang tidak diinginkan selama proses stimulasi emosi. Partisipan juga dihibau untuk tidak banyak melakukan gerakan (garuk-garuk, geleng-geleng dll) yang bisa merusak hasil pembacaan sinyal ECG. Partisipan juga diminta untuk tidak berbicara dan tetap fokus pada komputer peraga.



Gambar 3.23 Proses pengambilan data sinyal ECG partisipan

Setelah tahap pengambilan data selesai dilakukan, partisipan diminta mengisi kuisisioner sebagai data tambahan. Data kuisisioner berguna untuk membandingkan emosi yang

dirasakan oleh partisipan dengan emosi yang diinginkan ketika distimulus. Penyusunan kuisioner berdasarkan penelitian yang dilakukan Coan [16].

Pada pengambilan data ini menggunakan 2 komputer. Komputer pertama untuk video stimulus partisipan dan komputer kedua untuk peneliti pengambilan data. Komputer terhubung jaringan menggunakan kabel dengan konfigurasi kabel cross (peer to peer). Jaringan diperlukan untuk mengkontrol komputer partisipan (mengganti video). Kontrol yang dilakukan menggunakan bantuan free tools remote Ultra VNC. Dengan aplikasi tersebut memungkinkan mengkontrol komputer client yang terhubung dengan jaringan.

### **3.4 Ekstraksi Fitur**

Ekstraksi fitur diperlukan untuk mempersiapkan data sebelum masuk ketahap berikutnya yaitu analisa data. Data yang didapat dari proses sebelumnya (pengambilan data) berupa data text (.txt) yang berasal dari CoolTerm. Data tersebut diproses menggunakan KubiousHRV untuk mendapatkan fitur HRV diranah time dan frekuensi. Juga akan diproses menggunakan matlab untuk mendapatkan fitur penghitungan gelombang penyusun sinyal ECG.

Pada penelitian ini menggunakan partisipan sebanyak 30 orang berusia lanjut diatas 60 tahun. Setiap partisipan mempunyai 6 jenis data. Terdiri dari 3 data relaksasi (baseline) dan 3 data stimulus emosi. Kalau satu jenis data partisipan menghasilkan 12 nilai fitur pada analisa HRV, maka satu partisipan menghasilkan 72 ( $12 \times 6$ ) data fitur pada analisa HRV. Untuk fitur kelengkapan gelombang pada matlab menghasilkan 6 data fitur per partisipan. Jadi total ada 78 data per partisipan ( $72 + 6$ ). Sedangkan untuk 30 partisipan menjadi 2340 data ( $78 \times 30$ ). Semua data tersebut akan dianalisa menggunakan bantuan microsoft excell. Namun terlebih dahulu akan diinputkan secara manual.

Dari 12 fitur yang didapat pada analisa HRV di KubiousHRV, hanya 5 fitur saja yang dipergunakan. Fitur time domain menggunakan Mean RR dan Mean HR. Fitur frekuensi domain menggunakan HF (high frequency), LF (low frequency) dan VLF (very low frequency). Untuk fitur dari matlab hanya fitur penghitung gelombang P saja yang dipergunakan. Fitur matlab akan digunakan pada data yang berkondisi onset saja.

Untuk analisa data, data partisipan yang terstimulus emosi saja yang akan dipergunakan. Data baseline (relaksasi) sebagai data tambahan.

Tidak semua data partisipan dipergunakan dalam analisa dan ekstraksi fitur. Karena beberapa hal maka hanya 19 data partisipan saja yang dipergunakan. 7 data partisipan tidak bisa dipergunakan karena rusak akibat “powerline interference noise”. 3 data partisipan tidak dapat digunakan karena partisipan tidak terstimulus emosinya. Dan 1 data tidak bisa dipergunakan karena tidak lengkap.

Tabel 3.1 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan

Sample	Mean RR	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_2	789.1	76.07	20	27	71	BL_S
Partisipan_2	787.2	76.27	348	157	54	Sedih
Partisipan_2	793.3	75.96	143	22	59	BL_K
Partisipan_2	823.7	73.08	2377	2337	4225	Kaget
Partisipan_2	815.7	73.6	117	24	46	BL_M
Partisipan_2	804.3	75.1	194	1210	1694	Marah
Partisipan_3	659.2	91.13	209	205	16	BL_S
Partisipan_3	641	94.04	595	104	18	Sedih
Partisipan_3	651	93.16	1675	2064	2701	BL_K
Partisipan_3	663.9	90.53	58	42	17	Kaget
Partisipan_3	653	91.96	221	69	35	BL_M
Partisipan_3	667	89.99	22	15	20	Marah
Partisipan_5	855.8	70.15	144	66	23	BL_S
Partisipan_5	865.2	69.37	142	70	37	Sedih
Partisipan_5	868.5	69.2	263	111	36	BL_K
Partisipan_5	850.1	70.6	7	52	24	Kaget
Partisipan_5	866.9	69.25	129	112	25	BL_M
Partisipan_5	909.7	65.98	120	10	8	Marah
Partisipan_6	849.9	70.65	101	85	176	BL_S
Partisipan_6	859.4	69.91	78	48	70	Sedih
Partisipan_6	845.2	71.03	99	61	36	BL_K
Partisipan_6	871.6	68.88	113	84	140	Kaget
Partisipan_6	857.1	70.09	83	54	67	BL_M
Partisipan_6	861.5	69.68	25	60	73	Marah
Partisipan_7	823.8	73.55	4244	4278	9243	BL_S
Partisipan_7	820.4	73.2	176	94	232	Sedih
Partisipan_7	831	72.43	1070	797	1060	BL_K
Partisipan_7	847.4	70.93	52	32	161	Kaget
Partisipan_7	831	72.32	170	94	161	BL_M
Partisipan_7	888	67.7	88	71	548	Marah

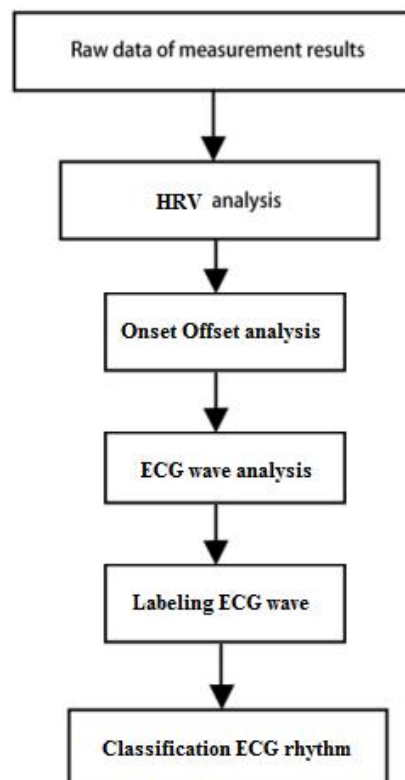
Lanjutan Tabel 3.1 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan						
Sample	Mean RR	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_12	872.2	68.85	60	23	84	BL_S
Partisipan_12	879.6	68.28	203	90	170	Sedih
Partisipan_12	871.4	68.91	66	55	78	BL_K
Partisipan_12	884.2	67.88	15	10	61	Kaget
Partisipan_12	875.1	68.69	99	45	95	BL_M
Partisipan_12	864.7	69.41	16	11	66	Marah
Partisipan_14	632.4	95.31	16	10	6	BL_S
Partisipan_14	631.8	94.99	25	25	16	Sedih
Partisipan_14	631.2	95.1	101	115	8	BL_K
Partisipan_14	619.9	96.8	3	4	3	Kaget
Partisipan_14	632.1	95.04	34	25	8	BL_M
Partisipan_14	598.7	100.31	218	41	11	Marah
Partisipan_16	680.1	91.5	1956	5980	10846	BL_S
Partisipan_16	684.1	91.4	3045	9425	12203	Sedih
Partisipan_16	818.9	80.73	21264	10752	34492	BL_K
Partisipan_16	666.4	93.81	985	2049	10525	Kaget
Partisipan_16	701.8	89.53	792	12162	17375	BL_M
Partisipan_16	694.7	89.56	2275	6614	17766	Marah
Partisipan_17	672.2	93.5	2101	6396	10610	BL_S
Partisipan_17	712.9	88.71	4188	6442	9658	Sedih
Partisipan_17	681.7	92.47	930	6441	9403	BL_K
Partisipan_17	686	92.27	524	2955	10229	Kaget
Partisipan_17	713.2	89.23	1937	5207	10192	BL_M
Partisipan_17	685.4	92.71	1623	7200	14490	Marah
Partisipan_19	1135.7	66.89	233695	73204	79234	BL_S
Partisipan_19	708.9	84.67	73	13	11	Sedih
Partisipan_19	696	86.49	516	327	423	BL_K
Partisipan_19	725.1	82.85	88	115	8	Kaget
Partisipan_19	702.8	85.41	133	25	14	BL_M
Partisipan_19	722.4	83.7	1488	3013	5208	Marah
Partisipan_22	747.1	80.33	46	28	17	BL_S
Partisipan_22	750.7	79.98	512	42	23	Sedih
Partisipan_22	780.8	77.76	1115	1872	3461	BL_K
Partisipan_22	771.9	78.15	429	285	1098	Kaget
Partisipan_22	776.6	77.75	556	704	1313	BL_M
Partisipan_22	783.2	76.93	128	46	172	Marah
Partisipan_23	744.6	80.73	57	14	2	BL_S
Partisipan_23	768.7	78.08	58	44	4	Sedih
Partisipan_23	745.6	80.78	395	1251	1814	BL_K
Partisipan_23	763.2	79.21	4311	9529	2915	Kaget

Lanjutan Tabel 3.1 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan						
Sample	Mean RR	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_23	756.9	79.4	286	398	463	BL_M
Partisipan_23	757.4	79.29	4	7	2	Marah
Partisipan_24	1001.4	60.04	1366	811	215	BL_S
Partisipan_24	999	60.53	1310	182	252	Sedih
Partisipan_24	1037.9	58.03	1424	2108	2430	BL_K
Partisipan_24	1059.2	57.05	951	388	286	Kaget
Partisipan_24	1039	57.91	880	491	501	BL_M
Partisipan_24	1065	57.4	612	99	134	Marah
Partisipan_25	1024.6	58.69	68	31	458	BL_S
Partisipan_25	1046.2	57.41	516	82	342	Sedih
Partisipan_25	1042.2	57.93	1024	215	296	BL_K
Partisipan_25	992.2	60.54	258	71	112	Kaget
Partisipan_25	1018.8	58.94	130	79	312	BL_M
Partisipan_25	1019.4	58.91	33	155	169	Marah
Partisipan_26	772.7	77.75	143	64	24	BL_S
Partisipan_26	776.3	77.69	285	27	26	Sedih
Partisipan_26	779	77.09	381	149	26	BL_K
Partisipan_26	797.9	75.26	358	84	56	Kaget
Partisipan_26	782.6	76.77	657	84	30	BL_M
Partisipan_26	780.5	76.92	122	11	29	Marah
Partisipan_27	724.5	82.89	96	39	52	BL_S
Partisipan_27	734.8	81.95	681	2020	3340	Sedih
Partisipan_27	724.5	83.14	162	48	20	BL_K
Partisipan_27	749.2	80.18	86	83	16	Kaget
Partisipan_27	739.4	81.19	328	66	11	BL_M
Partisipan_27	739.6	81.16	134	32	5	Marah
Partisipan_28	642	93.5	222	16	8	BL_S
Partisipan_28	654.6	91.71	181	23	17	Sedih
Partisipan_28	682.3	88.19	132	82	116	BL_K
Partisipan_28	668.2	89.89	38	149	56	Kaget
Partisipan_28	682.2	88.25	975	1633	2708	BL_M
Partisipan_28	694.1	87.13	3200	1918	5072	Marah
Partisipan_29	734.4	81.81	35	15	3	BL_S
Partisipan_29	738.8	81.22	9	3	0	Sedih
Partisipan_29	754.8	79.72	834	2446	3291	BL_K
Partisipan_29	752.8	79.99	26	71	501	Kaget
Partisipan_29	770.7	79.49	4438	7578	8899	BL_M
Partisipan_29	747.2	80.74	123	74	501	Marah
Partisipan_30	657.9	93.32	39961	48822	29899	BL_S
Partisipan_30	646.6	94.02	56003	81845	4940	Sedih

Lanjutan Tabel 3.1 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan						
Sample	Mean RR	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_30	640.2	94.92	6124	8310	16558	BL_K
Partisipan_30	651.7	93.19	562	261	199	Kaget
Partisipan_30	643.2	93.84	777	1314	3306	BL_M
Partisipan_30	645.2	93.73	147	20	6	Marah

### 3.5 Analisa Data

Pada proses analisa data ini ada dua tahap utama. Pertama analisa onset offset dan kedua analisa ritme diagnosis. Pada analisa onset offset, dilakukan pemilihan data berdasarkan ketentuan dalam penelitian Kreibig [17]. Data pengukuran yang sudah terbagi per 30 detik diperlukan untuk mencari kondisi onset offset. Nilai mean RR dikatakan onset jika nilai mean RR berada diatas nilai mean RR baseline. Nilai mean RR dikatakan offset jika bernilai dibawah nilai mean RR baseline. Nilai mean RR baseline didapat ketika partisipan berada dalam keadaan rileks (video relaksasi). Nilai onset merepresentasikan kondisi emosi partisipan sesuai dengan emosi yang diinginkan. Nilai offset merepresentasikan kondisi emosi partisipan yang tidak diketahui.



Gambar 3.24 Flowchart analisa data

Tabel 3.2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_2	789.1		76.07	20	27	71	BL_S
Partisipan_2	787.2	OFF	76.27	348	157	54	Sedih
Partisipan_2	780.1	OFF	76.93	20	25	48	Sedih
Partisipan_2	787	OFF	76.25	20	18	35	Sedih
Partisipan_2	778	OFF	77.13	7	13	43	Sedih
Partisipan_2	775.8	OFF	77.5	578	928	70	Sedih
Partisipan_2	805.9	ON	74.46	6	42	60	Sedih
Partisipan_2	794.7	ON	75.52	12	42	44	Sedih
Partisipan_2	788.6	OFF	76.11	35	32	47	Sedih
Partisipan_2	782.6	OFF	76.68	19	50	40	Sedih
Partisipan_2	791.9	ON	75.8	42	64	43	Sedih
Partisipan_2	793.3		75.96	143	22	59	BL_K
Partisipan_2	823.7	ON	73.08	2377	2337	4225	Kaget
Partisipan_2	816.3	ON	73.53	10	34	70	Kaget
Partisipan_2	796.5	ON	75.43	410	576	34	Kaget
Partisipan_2	878.3	ON	69.07	533	3262	6997	Kaget
Partisipan_2	819.7	ON	73.22	35	35	52	Kaget
Partisipan_2	809.6	ON	74.15	16	36	117	Kaget
Partisipan_2	814.1	ON	73.75	164	498	188	Kaget
Partisipan_2	815.7		73.6	117	24	46	BL_M
Partisipan_2	804.3	OFF	75.1	194	1210	1694	Marah
Partisipan_2	826.9	ON	72.61	198	416	62	Marah
Partisipan_2	806.8	OFF	74.4	55	48	37	Marah
Partisipan_2	777.6	OFF	78.28	1848	14280	16557	Marah
Partisipan_3	659.2		91.13	209	205	16	BL_S
Partisipan_3	641	OFF	94.04	595	104	18	Sedih
Partisipan_3	677.5	ON	88.58	18	21	9	Sedih
Partisipan_3	664.6	ON	90.34	38	46	4	Sedih
Partisipan_3	671.6	ON	89.35	19	21	6	Sedih
Partisipan_3	667.9	ON	89.9	90	251	16	Sedih
Partisipan_3	649.6	OFF	92.42	73	62	26	Sedih
Partisipan_3	616.6	OFF	97.39	42	122	29	Sedih
Partisipan_3	621.7	OFF	96.57	3	52	12	Sedih
Partisipan_3	596.4	OFF	100.63	2	35	11	Sedih
Partisipan_3	628.3	OFF	95.57	85	226	37	Sedih
Partisipan_3	619.8	OFF	98.8	161	109	35	Sedih
Partisipan_3	651		93.16	1675	2064	2701	BL_K
Partisipan_3	663.9	ON	90.53	58	42	17	Kaget
Partisipan_3	668.7	ON	90.41	21	33	11	Kaget
Partisipan_3	663.2	ON	90.49	5	34	33	Kaget



Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_3	671.5	ON	89.38	23	73	14	Kaget
Partisipan_3	662.5	ON	90.59	31	59	20	Kaget
Partisipan_3	654.1	ON	91.78	33	134	29	Kaget
Partisipan_3	653		91.96	221	69	35	BL_M
Partisipan_3	667	ON	89.99	22	15	20	Marah
Partisipan_3	660.1	ON	90.97	87	133	26	Marah
Partisipan_3	671.3	ON	89.38	2	12	13	Marah
Partisipan_3	671	ON	89.43	0	1	18	Marah
Partisipan_5	855.8		70.15	144	66	23	BL_S
Partisipan_5	865.2	ON	69.37	142	70	37	Sedih
Partisipan_5	873.6	ON	68.7	61	38	38	Sedih
Partisipan_5	861.5	ON	69.67	70	34	60	Sedih
Partisipan_5	862.3	ON	69.59	8	27	59	Sedih
Partisipan_5	861.4	ON	69.67	46	85	47	Sedih
Partisipan_5	862.6	ON	69.59	164	330	27	Sedih
Partisipan_5	852.4	OFF	70.41	5	62	9	Sedih
Partisipan_5	869.5	ON	69.04	52	27	51	Sedih
Partisipan_5	888.8	ON	67.52	34	30	29	Sedih
Partisipan_5	868.2	ON	69.12	3	10	18	Sedih
Partisipan_5	864.6	ON	69.42	57	35	33	Sedih
Partisipan_5	862.7	ON	69.55	5	30	31	Sedih
Partisipan_5	866.2	ON	69.29	61	99	33	Sedih
Partisipan_5	866.2	ON	69.28	7	4	13	Sedih
Partisipan_5	857	ON	70.05	88	190	45	Sedih
Partisipan_5	868.5		69.2	263	111	36	BL_K
Partisipan_5	850.1	OFF	70.6	7	52	24	Kaget
Partisipan_5	849.9	OFF	70.61	36	60	64	Kaget
Partisipan_5	850.1	OFF	70.59	20	72	22	Kaget
Partisipan_5	866.9		69.25	129	112	25	BL_M
Partisipan_5	909.7	ON	65.98	120	10	8	Marah
Partisipan_5	918.8	ON	65.32	59	69	8	Marah
Partisipan_5	913.4	ON	65.69	19	20	10	Marah
Partisipan_5	894.8	ON	67.06	18	20	3	Marah
Partisipan_6	849.9		70.65	101	85	176	BL_S
Partisipan_6	859.4	ON	69.91	78	48	70	Sedih
Partisipan_6	864.3	ON	70	96	82	95	Sedih
Partisipan_6	867.1	ON	69.21	24	20	44	Sedih
Partisipan_6	862.7	ON	69.58	41	16	120	Sedih
Partisipan_6	855.6	ON	70.17	18	28	29	Sedih
Partisipan_6	862	ON	69.63	50	151	86	Sedih

Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_6	856	ON	70.11	4	6	80	Sedih
Partisipan_6	851.6	ON	70.49	36	60	195	Sedih
Partisipan_6	856.4	ON	70.08	37	42	52	Sedih
Partisipan_6	859	ON	69.86	9	18	69	Sedih
Partisipan_6	845.2		71.03	99	61	36	BL_K
Partisipan_6	871.6	ON	68.88	113	84	140	Kaget
Partisipan_6	872.1	ON	68.82	15	16	35	Kaget
Partisipan_6	870.7	ON	68.95	78	169	144	Kaget
Partisipan_6	869.7	ON	69.02	105	37	64	Kaget
Partisipan_6	881.8	ON	68.07	47	43	116	Kaget
Partisipan_6	863.8	ON	69.5	151	218	114	Kaget
Partisipan_6	857.1		70.09	83	54	67	BL_M
Partisipan_6	861.5	ON	69.68	25	60	73	Marah
Partisipan_6	858.1	ON	69.97	47	104	71	Marah
Partisipan_6	862.4	ON	69.59	50	72	49	Marah
Partisipan_6	864.7	ON	69.43	86	83	132	Marah
Partisipan_6	863	ON	69.56	122	112	96	Marah
Partisipan_7	823.8		73.55	4244	4278	9243	BL_S
Partisipan_7	820.4	OFF	73.2	176	94	232	Sedih
Partisipan_7	841.5	ON	71.32	17	35	72	Sedih
Partisipan_7	837.4	ON	71.68	28	51	122	Sedih
Partisipan_7	808.9	OFF	74.22	42	29	233	Sedih
Partisipan_7	810.7	OFF	74.05	13	11	273	Sedih
Partisipan_7	805.8	OFF	74.53	35	55	341	Sedih
Partisipan_7	832.1	ON	72.19	342	527	61	Sedih
Partisipan_7	832.6	ON	72.12	28	68	300	Sedih
Partisipan_7	830.6	ON	72.29	91	128	122	Sedih
Partisipan_7	818.5	OFF	73.36	74	26	286	Sedih
Partisipan_7	822.3	OFF	73.03	26	79	294	Sedih
Partisipan_7	820.6	OFF	73.16	17	68	301	Sedih
Partisipan_7	812.3	OFF	73.9	1	2	127	Sedih
Partisipan_7	802.3	OFF	74.85	118	271	267	Sedih
Partisipan_7	797.3	OFF	75.32	95	81	131	Sedih
Partisipan_7	831		72.43	1070	797	1060	BL_K
Partisipan_7	847.4	ON	70.93	52	32	161	Kaget
Partisipan_7	831		72.32	170	94	161	BL_M
Partisipan_7	888	ON	67.7	88	71	548	Marah
Partisipan_7	877.4	ON	68.58	52	21	28	Marah
Partisipan_7	897.3	ON	67.06	2	47	180	Marah
Partisipan_7	889.1	ON	67.49	10	18	38	Marah

Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_7	888.8	ON	67.52	9	21	65	Marah
Partisipan_12	872.2		68.85	60	23	84	BL_S
Partisipan_12	879.6	ON	68.28	203	90	170	Sedih
Partisipan_12	880.2	ON	68.18	12	10	80	Sedih
Partisipan_12	873.3	ON	68.72	16	14	57	Sedih
Partisipan_12	879.4	ON	68.24	2	21	75	Sedih
Partisipan_12	885.9	ON	67.75	73	72	95	Sedih
Partisipan_12	888.7	ON	67.56	55	48	70	Sedih
Partisipan_12	889	ON	67.51	69	49	78	Sedih
Partisipan_12	872.7	ON	69.15	142	156	63	Sedih
Partisipan_12	865.1	OFF	69.37	6	31	80	Sedih
Partisipan_12	875.1	ON	68.59	19	19	111	Sedih
Partisipan_12	891.7	ON	67.31	49	91	90	Sedih
Partisipan_12	884.5	ON	67.87	165	268	87	Sedih
Partisipan_12	879.6	ON	68.37	110	168	940	Sedih
Partisipan_12	875.7	ON	68.53	31	20	32	Sedih
Partisipan_12	855.8	OFF	71.02	15	14	146	Sedih
Partisipan_12	871.4		68.91	66	55	78	BL_K
Partisipan_12	884.2	ON	67.88	15	10	61	Kaget
Partisipan_12	875.1		68.69	99	45	95	BL_M
Partisipan_12	864.7	OFF	69.41	16	11	66	Marah
Partisipan_12	872.8	OFF	68.76	19	17	47	Marah
Partisipan_12	861.7	OFF	69.64	4	14	75	Marah
Partisipan_12	860.2	OFF	69.76	2	9	40	Marah
Partisipan_14	632.4		95.31	16	10	6	BL_S
Partisipan_14	631.8	OFF	94.99	25	25	16	Sedih
Partisipan_14	637.4	ON	94.15	9	8	5	Sedih
Partisipan_14	630.5	OFF	95.2	18	33	26	Sedih
Partisipan_14	616.3	OFF	99.43	6	9	22	Sedih
Partisipan_14	631.2		95.1	101	115	8	BL_K
Partisipan_14	619.9	OFF	96.8	3	4	3	Kaget
Partisipan_14	632.1		95.04	34	25	8	BL_M
Partisipan_14	598.7	OFF	100.31	218	41	11	Marah
Partisipan_14	616.1	OFF	97.4	9	12	8	Marah
Partisipan_14	609.1	OFF	98.57	69	40	15	Marah
Partisipan_14	612.5	OFF	98	72	45	12	Marah
Partisipan_14	607.8	OFF	98.75	86	69	11	Marah
Partisipan_14	584.3	OFF	102.72	53	60	3	Marah
Partisipan_14	588.3	OFF	102	7	13	13	Marah
Partisipan_14	575.4	OFF	104.33	74	108	4	Marah

Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_14	596.7	OFF	100.59	40	71	51	Marah
Partisipan_14	601.2	OFF	99.85	19	135	16	Marah
Partisipan_16	680.1		91.5	1956	5980	10846	BL_S
Partisipan_16	684.1	ON	91.4	3045	9425	12203	Sedih
Partisipan_16	748.2	ON	87.64	7997	7293	13656	Sedih
Partisipan_16	687.2	ON	89.68	96	1758	9820	Sedih
Partisipan_16	705.2	ON	88.36	1039	2608	24180	Sedih
Partisipan_16	632.9	OFF	97	1761	14214	25796	Sedih
Partisipan_16	697.3	ON	89.9	4139	21928	15489	Sedih
Partisipan_16	699.3	ON	89.62	3127	2745	5914	Sedih
Partisipan_16	653.1	OFF	94.64	340	4345	11715	Sedih
Partisipan_16	680	OFF	92.17	1110	5773	19592	Sedih
Partisipan_16	667.8	OFF	92.46	3148	5658	5158	Sedih
Partisipan_16	666.7	OFF	92.55	2845	5210	2475	Sedih
Partisipan_16	818.9		80.73	21264	10752	34492	BL_K
Partisipan_16	666.4	OFF	93.81	985	2049	10525	Kaget
Partisipan_16	701.8		89.53	792	12162	17375	BL_M
Partisipan_16	694.7	OFF	89.56	2275	6614	17766	Marah
Partisipan_16	658.7	OFF	93.42	154	3714	5580	Marah
Partisipan_16	730.1	ON	86.5	932	3560	17797	Marah
Partisipan_16	718.6	ON	87.04	2677	1696	7269	Marah
Partisipan_17	672.2		93.5	2101	6396	10610	BL_S
Partisipan_17	712.9	ON	88.71	4188	6442	9658	Sedih
Partisipan_17	710.7	ON	90.25	2281	4911	9500	Sedih
Partisipan_17	757.6	ON	82.85	78	4040	6232	Sedih
Partisipan_17	675.8	ON	92.52	833	4929	9756	Sedih
Partisipan_17	681.7		92.47	930	6441	9403	BL_K
Partisipan_17	686	ON	92.27	524	2955	10229	Kaget
Partisipan_17	713.2		89.23	1937	5207	10192	BL_M
Partisipan_17	685.4	OFF	92.71	1623	7200	14490	Marah
Partisipan_17	703.6	OFF	90.63	1106	3922	13626	Marah
Partisipan_17	692.5	OFF	90.35	75	1320	8350	Marah
Partisipan_17	669	OFF	95.32	1896	17985	4691	Marah
Partisipan_17	684.9	OFF	92.05	1222	7336	22494	Marah
Partisipan_17	722.8	ON	87.31	489	3509	18421	Marah
Partisipan_17	683.8	OFF	91.87	608	13477	24580	Marah
Partisipan_17	643.1	OFF	99.39	3101	3600	19871	Marah
Partisipan_17	722.9	ON	87.74	236	4757	9840	Marah
Partisipan_17	627.2	OFF	100.27	1309	2308	4412	Marah
Partisipan_17	674.1	OFF	93.99	1131	534	8678	Marah

Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_17	735.5	ON	88.38	25401	75631	17517	Marah
Partisipan_17	737.1	ON	88.86	12793	49482	15385	Marah
Partisipan_19	1135.7		66.89	233695	73204	79234	BL_S
Partisipan_19	708.9	OFF	84.67	73	13	11	Sedih
Partisipan_19	717.8	OFF	83.62	0	15	37	Sedih
Partisipan_19	704	OFF	85.23	4	12	7	Sedih
Partisipan_19	698.7	OFF	85.88	5	15	7	Sedih
Partisipan_19	696		86.49	516	327	423	BL_K
Partisipan_19	725.1	ON	82.85	88	115	8	Kaget
Partisipan_19	702.8		85.41	133	25	14	BL_M
Partisipan_19	722.4	ON	83.7	1488	3013	5208	Marah
Partisipan_19	726.9	ON	83.63	1597	6676	9153	Marah
Partisipan_19	727.3	ON	83.49	921	131	84	Marah
Partisipan_19	745.5	ON	81.5	1608	8153	12913	Marah
Partisipan_19	736.2	ON	82.52	262	45	41	Marah
Partisipan_19	725.5	ON	82.72	2	8	37	Marah
Partisipan_19	731.6	ON	82.97	2020	13075	21573	Marah
Partisipan_19	701.1	ON	85.62	54	139	53	Marah
Partisipan_19	699.6	ON	85.8	48	163	25	Marah
Partisipan_19	701.2	ON	85.63	41	141	78	Marah
Partisipan_22	747.1		80.33	46	28	17	BL_S
Partisipan_22	750.7	ON	79.98	512	42	23	Sedih
Partisipan_22	761.2	ON	78.83	34	37	16	Sedih
Partisipan_22	734.1	OFF	81.74	5	8	11	Sedih
Partisipan_22	727.4	OFF	82.49	18	31	17	Sedih
Partisipan_22	755.3	ON	79.52	188	140	21	Sedih
Partisipan_22	778.2	ON	77.11	24	48	32	Sedih
Partisipan_22	756.5	ON	79.34	86	71	20	Sedih
Partisipan_22	751.4	ON	79.88	83	200	27	Sedih
Partisipan_22	744.3	OFF	80.62	16	10	11	Sedih
Partisipan_22	742.3	OFF	80.83	3	5	13	Sedih
Partisipan_22	780.8		77.76	1115	1872	3461	BL_K
Partisipan_22	771.9	OFF	78.15	429	285	1098	Kaget
Partisipan_22	765.3	OFF	79.15	50	16	14	Kaget
Partisipan_22	758.4	OFF	79.34	60	253	13	Kaget
Partisipan_22	794.9	ON	76.11	466	613	3778	Kaget
Partisipan_22	772.4	OFF	77.69	42	58	26	Kaget
Partisipan_22	771.4	OFF	78.19	18	41	32	Kaget
Partisipan_22	776.6		77.75	556	704	1313	BL_M
Partisipan_22	783.2	ON	76.93	128	46	172	Marah

Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_22	784.8	ON	77.49	287	262	44	Marah
Partisipan_22	790.5	ON	76.32	9	31	210	Marah
Partisipan_22	800.6	ON	74.97	42	54	31	Marah
Partisipan_22	787.3	ON	76.23	21	20	30	Marah
Partisipan_22	776	OFF	77.33	28	15	23	Marah
Partisipan_22	773.4	OFF	77.59	11	9	29	Marah
Partisipan_22	771.7	OFF	78.11	4	112	1691	Marah
Partisipan_22	778.6	ON	77.93	26	29	37	Marah
Partisipan_22	779.2	ON	77.04	109	304	37	Marah
Partisipan_23	744.6		80.73	57	14	2	BL_S
Partisipan_23	768.7	ON	78.08	58	44	4	Sedih
Partisipan_23	753.1	ON	79.69	59	74	10	Sedih
Partisipan_23	769.9	ON	77.93	8	8	4	Sedih
Partisipan_23	775.1	ON	77.46	204	331	21	Sedih
Partisipan_23	772.9	ON	77.63	3	5	2	Sedih
Partisipan_23	771.5	ON	77.78	22	41	4	Sedih
Partisipan_23	773.1	ON	77.61	10	7	2	Sedih
Partisipan_23	764.3	ON	78.51	18	12	3	Sedih
Partisipan_23	771.4	ON	77.8	34	31	2	Sedih
Partisipan_23	772.7	ON	77.69	7	13	2	Sedih
Partisipan_23	745.6		80.78	395	1251	1814	BL_K
Partisipan_23	763.2	ON	79.21	4311	9529	2915	Kaget
Partisipan_23	746.4	ON	80.86	38	15	3	Kaget
Partisipan_23	753.5	ON	79.63	1	15	3	Kaget
Partisipan_23	757.1	ON	79.25	4	13	5	Kaget
Partisipan_23	801.4	ON	76.93	5676	2943	1031	Kaget
Partisipan_23	765.9	ON	78.35	11	21	4	Kaget
Partisipan_23	756.9		79.4	286	398	463	BL_M
Partisipan_23	757.4	ON	79.29	4	7	2	Marah
Partisipan_23	762.6	ON	78.68	2	13	1	Marah
Partisipan_23	757.8	ON	79.18	2	4	2	Marah
Partisipan_23	752.1	OFF	79.96	44	33	2	Marah
Partisipan_24	1001.4		60.04	1366	811	215	BL_S
Partisipan_24	999	OFF	60.53	1310	182	252	Sedih
Partisipan_24	993.8	OFF	60.39	37	36	196	Sedih
Partisipan_24	976.5	OFF	61.51	217	316	107	Sedih
Partisipan_24	1050	ON	57.17	56	107	275	Sedih
Partisipan_24	1019	ON	58.91	3	79	283	Sedih
Partisipan_24	991	OFF	60.65	365	310	103	Sedih
Partisipan_24	949.6	OFF	66.46	1581	1763	1137	Sedih

Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_24	1037.9		58.03	1424	2108	2430	BL_K
Partisipan_24	1059.2	ON	57.05	951	388	286	Kaget
Partisipan_24	1066.8	ON	56.41	969	841	476	Kaget
Partisipan_24	1096.1	ON	54.8	209	152	289	Kaget
Partisipan_24	1049.6	ON	57.26	464	560	284	Kaget
Partisipan_24	1050.7	ON	57.21	372	298	181	Kaget
Partisipan_24	1054.5	ON	56.93	62	78	206	Kaget
Partisipan_24	1039		57.91	880	491	501	BL_M
Partisipan_24	1065	ON	57.4	612	99	134	Marah
Partisipan_24	1084.4	ON	55.37	148	129	329	Marah
Partisipan_24	1061.2	ON	56.58	100	83	139	Marah
Partisipan_24	1058.1	ON	59.48	16	83	40	Marah
Partisipan_25	1024.6		58.69	68	31	458	BL_S
Partisipan_25	1046.2	ON	57.41	516	82	342	Sedih
Partisipan_25	1052.7	ON	57.03	28	26	197	Sedih
Partisipan_25	1065.6	ON	56.36	9	32	430	Sedih
Partisipan_25	1058.3	ON	56.72	8	35	360	Sedih
Partisipan_25	1051	ON	57.11	16	32	290	Sedih
Partisipan_25	1041.8	ON	57.61	17	71	255	Sedih
Partisipan_25	1007.1	OFF	59.67	214	118	439	Sedih
Partisipan_25	1048.9	ON	57.28	35	37	868	Sedih
Partisipan_25	1040.8	ON	57.67	5	40	143	Sedih
Partisipan_25	1048.6	ON	57.25	47	85	166	Sedih
Partisipan_25	1042.2		57.93	1024	215	296	BL_K
Partisipan_25	992.2	OFF	60.54	258	71	112	Kaget
Partisipan_25	993	OFF	60.58	498	234	297	Kaget
Partisipan_25	1012.7	OFF	59.27	11	38	77	Kaget
Partisipan_25	980.9	OFF	61.2	93	136	97	Kaget
Partisipan_25	983.6	OFF	61.01	11	40	57	Kaget
Partisipan_25	990.5	OFF	60.67	14	37	427	Kaget
Partisipan_25	1018.8		58.94	130	79	312	BL_M
Partisipan_25	1019.4	ON	58.91	33	155	169	Marah
Partisipan_26	772.7		77.75	143	64	24	BL_S
Partisipan_26	776.3	ON	77.69	285	27	26	Sedih
Partisipan_26	787.3	ON	76.26	30	35	37	Sedih
Partisipan_26	800	ON	75.02	24	27	7	Sedih
Partisipan_26	794.7	ON	75.51	14	16	7	Sedih
Partisipan_26	771.6	OFF	77.81	181	159	40	Sedih
Partisipan_26	789.5	ON	76	0	17	39	Sedih
Partisipan_26	760.5	OFF	78.9	4	4	7	Sedih

Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_26	752.7	OFF	79.73	22	47	11	Sedih
Partisipan_26	769.3	OFF	78	6	11	30	Sedih
Partisipan_26	757.4	OFF	81.98	6	20	28	Sedih
Partisipan_26	779		77.09	381	149	26	BL_K
Partisipan_26	797.9	ON	75.26	358	84	56	Kaget
Partisipan_26	786.4	ON	76.36	263	293	51	Kaget
Partisipan_26	792.9	ON	75.71	57	68	32	Kaget
Partisipan_26	815.4	ON	73.61	105	93	40	Kaget
Partisipan_26	812.6	ON	73.88	103	171	100	Kaget
Partisipan_26	774.9	OFF	77.88	36	42	63	Kaget
Partisipan_26	782.6		76.77	657	84	30	BL_M
Partisipan_26	780.5	OFF	76.92	122	11	29	Marah
Partisipan_26	796.6	ON	75.36	63	40	43	Marah
Partisipan_26	768.5	OFF	78.08	0	5	23	Marah
Partisipan_26	776.2	OFF	77.31	0	16	25	Marah
Partisipan_27	724.5		82.89	96	39	52	BL_S
Partisipan_27	734.8	ON	81.95	681	2020	3340	Sedih
Partisipan_27	743.5	ON	80.73	15	14	38	Sedih
Partisipan_27	730.7	ON	82.15	18	32	34	Sedih
Partisipan_27	734.4	ON	82.66	932	5997	11320	Sedih
Partisipan_27	746.8	ON	81.32	973	1836	2599	Sedih
Partisipan_27	721.1	OFF	83.31	40	46	136	Sedih
Partisipan_27	730.1	ON	82.28	11	36	102	Sedih
Partisipan_27	736.5	ON	81.56	54	55	67	Sedih
Partisipan_27	737	ON	81.48	38	24	88	Sedih
Partisipan_27	739.4	ON	81.21	56	31	108	Sedih
Partisipan_27	724.5		83.14	162	48	20	BL_K
Partisipan_27	749.2	ON	80.18	86	83	16	Kaget
Partisipan_27	739.4		81.19	328	66	11	BL_M
Partisipan_27	739.6	ON	81.16	134	32	5	Marah
Partisipan_27	724	OFF	82.89	49	132	17	Marah
Partisipan_27	752.8	ON	79.72	3	18	14	Marah
Partisipan_27	740.8	ON	81.01	14	17	4	Marah
Partisipan_27	742.2	ON	80.86	47	81	17	Marah
Partisipan_28	642		93.5	222	16	8	BL_S
Partisipan_28	654.6	ON	91.71	181	23	17	Sedih
Partisipan_28	647.7	ON	92.66	43	66	11	Sedih
Partisipan_28	644.7	ON	93.07	0	6	5	Sedih
Partisipan_28	640.9	OFF	93.63	10	10	10	Sedih
Partisipan_28	642.5	ON	93.41	20	24	4	Sedih




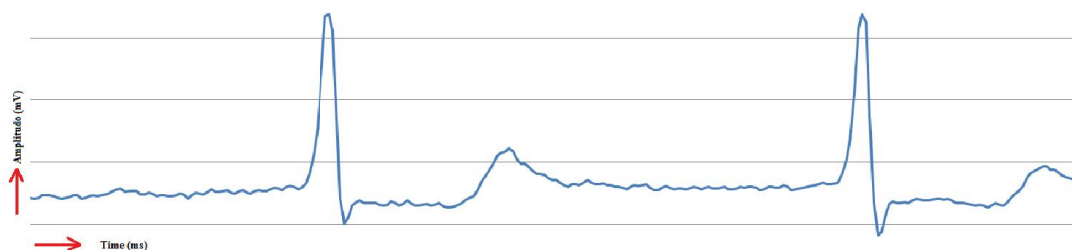
Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset

Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_28	663.5	ON	90.47	13	10	24	Sedih
Partisipan_28	669.8	ON	89.6	15	26	5	Sedih
Partisipan_28	665.8	ON	90.14	48	39	14	Sedih
Partisipan_28	661.9	ON	90.65	3	4	10	Sedih
Partisipan_28	660.3	ON	90.88	1	2	12	Sedih
Partisipan_28	682.3		88.19	132	82	116	BL_K
Partisipan_28	668.2	OFF	89.89	38	149	56	Kaget
Partisipan_28	682.2		88.25	975	1633	2708	BL_M
Partisipan_28	694.1	ON	87.13	3200	1918	5072	Marah
Partisipan_28	692.1	ON	86.77	7	8	24	Marah
Partisipan_28	717.9	ON	85.49	3442	1608	974	Marah
Partisipan_28	687.4	ON	87.3	2	21	14	Marah
Partisipan_28	733.6	ON	84.48	6164	13789	30364	Marah
Partisipan_28	671.9	OFF	89.32	2	12	12	Marah
Partisipan_28	682.3	ON	87.99	2	19	37	Marah
Partisipan_28	680.4	OFF	88.2	0	12	9	Marah
Partisipan_28	688	ON	87.88	3	87	272	Marah
Partisipan_28	697.1	ON	86.08	38	38	8	Marah
Partisipan_29	734.4		81.81	35	15	3	BL_S
Partisipan_29	738.8	ON	81.22	9	3	0	Sedih
Partisipan_29	737.8	ON	81.33	12	6	0	Sedih
Partisipan_29	739.1	ON	81.18	0	4	0	Sedih
Partisipan_29	742.9	ON	80.77	2	2	0	Sedih
Partisipan_29	738.6	ON	81.24	2	1	0	Sedih
Partisipan_29	737.1	ON	81.4	3	4	0	Sedih
Partisipan_29	740.4	ON	81.04	0	1	0	Sedih
Partisipan_29	740.5	ON	81.02	0	2	1	Sedih
Partisipan_29	734.5	ON	81.69	5	6	0	Sedih
Partisipan_29	734	OFF	81.75	6	6	0	Sedih
Partisipan_29	754.8		79.72	834	2446	3291	BL_K
Partisipan_29	752.8	OFF	79.99	26	71	501	Kaget
Partisipan_29	770.7		79.49	4438	7578	8899	BL_M
Partisipan_29	747.2	OFF	80.74	123	74	501	Marah
Partisipan_29	749.4	OFF	80.68	54	203	2358	Marah
Partisipan_29	739.5	OFF	81.56	5	25	223	Marah
Partisipan_29	752.9	OFF	80.02	3	59	950	Marah
Partisipan_30	657.9		93.32	39961	48822	29899	BL_S
Partisipan_30	646.6	OFF	94.02	56003	81845	4940	Sedih
Partisipan_30	641.5	OFF	93.54	10	9	5	Sedih
Partisipan_30	641.8	OFF	93.5	6	15	7	Sedih

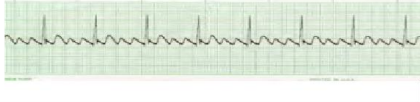
Lanjutan Tabel 3. 2 Data fitur sinyal ECG 19 partisipan keadaan Onset / Offset							
Sample	Mean RR	State	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)	Emosi
Partisipan_30	638.3	OFF	94.01	6	11	8	Sedih
Partisipan_30	633.8	OFF	94.68	4	13	2	Sedih
Partisipan_30	742.7	ON	89.32	160542	551980	41972	Sedih
Partisipan_30	647.2	OFF	93.12	93	372	698	Sedih
Partisipan_30	627.4	OFF	95.66	17	6	3	Sedih
Partisipan_30	618.5	OFF	97.01	2	5	3	Sedih
Partisipan_30	617.6	OFF	97.15	3	6	3	Sedih
Partisipan_30	640.2		94.92	6124	8310	16558	BL_K
Partisipan_30	651.7	ON	93.19	562	261	199	Kaget
Partisipan_30	643.2		93.84	777	1314	3306	BL_M
Partisipan_30	645.2	ON	93.73	147	20	6	Marah
Partisipan_30	666.8	ON	91.82	936	100	48	Marah
Partisipan_30	633.1	OFF	94.81	42	39	6	Marah
Partisipan_30	629.3	OFF	95.36	23	24	3	Marah

Analisa tahap kedua adalah ritme diagnosis. Data onset yang didapat dari analisa tahap pertama akan dihitung persentase gelombang P yang terdeteksi. Fitur matlab tersebut dipergunakan sebagai fitur yang memperkuat pengelompokkan ritme sinyal ECG. Selain itu peneliti juga melihat bentuk sinyal ECG partisipan, membandingkan dengan referensi [5]. Hal ini dilakukan untuk mengetahui kemiripan sinyal ECG partisipan dengan ritme tertentu berdasarkan referensi. Setelah dinilai cukup mirip maka peneliti melabelkan ritme ECG tertentu pada data fitur ECG partisipan.

ECG Rhythm Characteristics				Ohio State University Medical Center
Rhythm	P waves	qRs	Notes	
<b>Accelerated Junctional</b>	No P wave, or inverted P wave before or after qRs  PRI: $\leq 0.12$ if present before qRs	0.04-0.10	Rate: 61-100 bpm  Rhythm: R	



Gambar 3.25 Sinyal ECG partisipan yang terindikasi ritme AJR dan refensi

ECG Rhythm Characteristics			Ohio State University Medical Center	
Rhythm	P waves	qRs	Notes	
Atrial Flutter	N/A "F" or "flutter" waves PRI: N/A	0.04-0.10	Rate: Variable Rhythm: R or I Saw tooth pattern	



Gambar 3.26 Sinyal ECG partisipan yang terindikasi ritme AFR dan referensinya

Tabel 3.3 Data fitur sinyal ECG partisipan yang sudah terlabeli ritme tertentu

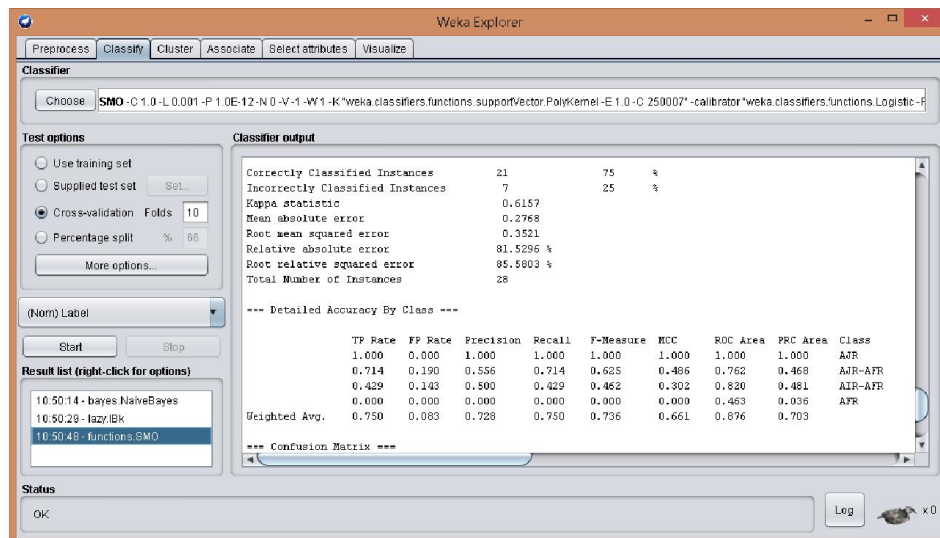
Label	% P	Mean HR	VLF (0–0.04 Hz)	LF (0.04–0.15 Hz)	HF (0.15–0.4 Hz)
AJR	0	68.18	12	10	80
AJR	0	68.72	16	14	57
AJR	0	68.24	2	21	75
AJR	0	67.75	73	72	95
AJR	0	67.56	55	48	70
AJR	0	67.51	69	49	78
AJR	0	69.15	142	156	63
AJR	0	68.59	19	19	111
AJR	0	67.31	49	91	90
AJR	0	67.87	165	268	87
AJR	0	68.37	110	168	940
AJR	0	68.53	31	20	32
AJR	0	67.88	15	10	61
AJR-AFR	14.28	87.64	7997	7293	13656
AJR-AFR	15.78	89.68	96	1758	9820
AJR-AFR	11.11	88.36	1039	2608	24180
AJR-AFR	5	89.9	4139	21928	15489
AJR-AFR	5.55	89.62	3127	2745	5914
AJR-AFR	0	86.5	932	3560	17797
AJR-AFR	0	87.04	2677	1696	7269
AJR-AFR	11.9	90.25	2281	4911	9500
AJR-AFR	10.25	82.85	78	4040	6232
AJR-AFR	24.44	92.52	833	4929	9756
AJR-AFR	10.25	92.27	524	2955	10229
AJR-AFR	18.91	87.31	489	3509	18421
AJR-AFR	26.31	87.74	236	4757	9840
AFR	15	88.38	25401	75631	17517
AJR-AFR	15.38	88.86	12793	49482	15385

### 3.6 Klasifikasi dengan SVM

Data yang didapat dari proses sebelumnya akan dipergunakan untuk input ke machine learning. Machine learning menggunakan bantuan freeware tools weka. Data yang sudah terlabeli ritme sinyal ECG tertentu disimpan dalam file excell berbentuk csv. Format tersebut mirip dengan format excell (xls) namun lebih spesifik. Format csv diperlukan untuk masukkan weka. Ada 4 label ritme sinyal ECG yang terindikasi selama proses pendeteksian.

Pertama AFR, AJR, AJR-AFR dan AIR-AFR. AFR adalah Atrial Flutter Rhythm. Ritme ini diketahui mempunyai gelombang P lebih dari 1, karena itu sulit mendeteksi keberadaan gelombang P yang sesungguhnya. AJR adalah Accelerated junctional Rhythm. Ritme ini mempunyai karakteristik gelombang P yang berbentuk invers (gelombang P terbalik) atau tidak ada gelombang P. AJR-AFR adalah gabungan antara Accelerated junctional Rhythm dan Atrial Flutter Rhythm. Pada ritme ini sinyal ECG berbentuk aneh, karena kadang gelombang P ada / kadang tidak dan bisa juga terdeteksi lebih dari 1 (AJR). AIR-AFR adalah gabungan antara Accelerated Idioventricular Rhythm dan Atrial Flutter Rhythm. AIR mempunyai karakteristik gelombang QRS invers (terbalik dari keadaan gelombang QRS normal) dan tidak ditemukannya gelombang P (tidak termaksud gelombang P invers). Jadi AIR-AFR adalah sinyal ECG yang gelombang QRS-nya terbalik, gelombang P tidak ada dan kadang gelombang P sulit dideteksi (AFR).

Gambar 3.26 adalah hasil klasifikasi SVM menggunakan weka dengan data sinyal ECG yang sudah terlabeli ritme sinyal ECG tertentu. Hasil klasifikasi SVM berhasil mengklasifikasi dengan nilai klasifikasi sebesar 75%. Nilai yang cukup baik jika dibanding menggunakan klasifier lain seperti Naive Bayes (71,42%) dan KNN (71,42%).



Gambar 3.27 Hasil klasifikasi SVM menggunakan Weka

## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Hasil akurasi menggunakan k-Folds cross validation

Pada penelitian ini menggunakan 30 orang partisipan dalam pengambilan data. Dari 30 partisipan hanya 19 partisipan saja yang dipergunakan. Setelah analisa onset offset dan pelabelan ritme sinyal ECG, data dimasukkan ke machine learning. Fitur yang dipergunakan adalah % gelombang P, mean RR, VLF, HF dan LF. Berikut ini hasil uji akurasi menggunakan k-Folds cross validation.

Pengujian menggunakan k-Folds cross validation adalah pengujian yang hasilnya merupakan rata-rata akurasi dari k yang ditentukan. Pengujian ini membagi data menjadi beberapa kelompok tergantung nilai k yang ditentukan. Semisal ada 50 data dan menggunakan  $k = 5$ . Maka ada 5 kelompok (A, B, C, D dan E). Tahap pertama akan mentrainingkan data kelompok A, B, C, D dan ditesting menggunakan data E. Tahap kedua akan ditrainingkan data kelompok A, B, C, E dan ditesting menggunakan data D. Tahap ketiga akan ditrainingkan data kelompok A, B, D, E dan ditesting menggunakan data C. Tahap keempat akan ditrainingkan data kelompok A, C, D, E dan ditesting menggunakan data B. Tahap kelima akan ditrainingkan data kelompok B, C, D, E dan ditesting menggunakan data A. Akurasi dari setiap tahap (kelompok) akan dijumlahkan lalu dibagi jumlah kelompok. Akurasi inilah yang akan menjadi akurasi dari nilai k yang mendefinisikan jumlah kelompok ( $k = 5$ ).

Tabel 4.1 Hasil uji menggunakan k-Folds Cross Validation

Nilai k	Akurasi (%)
2	82.1429
3	67.8571
4	78.5714
5	75
6	71.4286
7	75
8	78.5714
9	78.5714
10	75

Pada tabel diatas terlihat hasil akurasi terbaik sebesar 82,1429% dengan nilai  $k = 2$ . Sebelum memunculkan nilai tersebut pasti ada 2 nilai akurasi (karena  $k = 2$ , berarti 2 kelompok). Artinya setelah membagi data menjadi 2 kelompok ( $k = 2$ ), akurasi tiap kelompok akan dijumlahkan terlebih dahulu lalu dibagi 2 ( $k = 2$ , berarti 2 kelompok) sehingga menghasilkan 82,1429%. Untuk hasil akurasi terburuk bernilai sebesar 67,8571% dengan nilai  $k = 3$ , ketika data dipecah menjadi 3 kelompok.

#### 4.2 Hasil akurasi menggunakan uji percentage split

Sebagai bahan pertimbangan, peneliti melakukan uji akurasi dengan metode lain yaitu uji percentage split. Data yang dipergunakan dalam pengujian ini sama dengan data yang dipergunakan dalam pengujian sebelumnya (k-Folds cross validation). Untuk fitur yang dipegunakan dalam uji akurasi percentage split adalah % gelombang P, mean RR, VLF, HF dan LF. Berikut ini hasil mengujian menggunakan uji percentage split.

Tabel 4.2 Hasil uji menggunakan Percentage Split

% Split	Akurasi (%)
10	76
20	68.8182
30	65
40	58.8235
50	50
60	45.4545
70	50
80	50
90	100

Uji Percetage Split adalah pengujian yang membagi data traning dan data testing menjadi 2 bagian tergantung persentase yang disepakati. Semisal ada 100 data dan akan diuji menggunakan uji Percentage Split 70%, maka data pertama hingga data ke 70 akan dipergunakan sebagai data training, sedangkan data 71 hingga 100 akan digunakan sebagai data testing. Pada tabel diatas terlihat hasil akurasi terbaik sebesar 100% dengan nilai % Split = 90. Artinya akurasi tertinggi didapat jika 90% data dipergunakan sebagai data training dan 10% data dipergunakan sebagai testing. Untuk hasil akurasi terburuk bernilai sebesar 50% dengan nilai % Split = 50, 70 dan 80. Artinya akurasi menjadi

50% jika data training yang dipergunakan sebesar 50%, 70% dan 80% terhadap keseluruhan data.

#### 4.3 Model klasifikasi

Pada pengujian menggunakan k-Folds cross validation didapat nilai terbaik sebesar 82,1429%. Berikut ini adalah pola statistiknya.

Tabel 4.3 Pola statistik k-Folds Cross Validation k = 2

Attribute	Value
% P	
Mean	6,577
StdDev	8,347
Mean HR	
Mean	79,092
StdDev	10,54
VLF	
Mean	2264,286
StdDev	5346,686
LF	
Mean	6883,857
StdDev	16685,791
HF	
Mean	6887,286
StdDev	7437,227

Berdasarkan tabel diatas didapat parameter dari klasifikasi 4 class (AJR, AFR, AJR-AFR dan AIR-AFR). Fitur % P dengan nilai rata-rata (mean) 6,6 , fitur mean HR dengan nilai rata-rata (mean) 79,1 , fitur VLF dengan nilai rata-rata (mean) 2264,3 , fitur LF dengan nilai rata-rata (mean) 6883,9 dan fitur HF dengan nilai rata-rata (mean) 6887,3. Nilai-nilai tersebut merupakan nilai yang harus diwaspadai oleh orang berusia lanjut. Karena hasil penelitian ini memberikan nilai rata-rata untuk masing-masing parameter yang terklasifikasi ritme sinyal ECG yang bisa menyebabkan penyakit jantung tertentu.

Tabel 4.4 Detail akurasi dari tiap Class

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
Weighted Avg	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	AJR
	0.714	0.095	0.714	0.714	0.714	0.619	0.810	0.582	AJR-AFR
	0.714	0.143	0.625	0.714	0.667	0.548	0.874	0.580	AIR-AFR
	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.463	0.036	AFR
	0.821	0.060	0.799	0.821	0.810	0.756	0.902	0.756	

Pada tabel diatas (detail akurasi dari tiap Class) true positif bernilai 1 pada class AJR, dengan 7 dari 8 paramater bernilai 1 yaitu TP Rate, Precision, Recall, F-Measure, MMC, ROC Area dan PRC Area. Hal ini mengartikan bahwa akurasi dalam menentukan ritme sinyal ECG sebagai AJR akurasinya sangat baik dibanding class lainnya. Untuk menentukan ritme sinyal ECG AJR-AFR bernilai true positif diatas 0,7 terdapat pada 5 dari 8 parameter yaitu, TP Rate, Precision, Recall, F-Measure dan ROC Area. Class AJR-AFR ini masih cukup baik, karena nilai diatas 0,7 ada pada 5 dari 8 parameter.

Untuk class AIR-AFR akurasinya kurang baik. Dari 8 parameter, hanya 3 parameter yang bernilai diatas 0,7 yaitu TP Rate, Recall dan ROC Area. Sedangkan class AFR adalah akurasi yang paling buruk akurasinya, karena semua parameter bernilai dibawah 0,7. Model tersebut setelah diuji akan memberikan hasil dengan confusion matrix pada tabel berikut.

Tabel confusion matrix memberikan penjelasan bahwa 13 data berhasil dikenali sebagai kelas AJR dan tidak ada kesalahan dalam pengenalan. Untuk kelas AJR-AFR ada 5 data berhasil dikenali dan 2 data error (data AIR-AFR) dikenali. Kelas AIR-AFR ada 5 data berhasil dikenali dan 2 data error (data AJR-AFR) dikenali. Terakhir, gagal dalam mengenali kelas AFR (tidak ada data yang bisa dikenali sebagai kelas AFR).

Tabel 4.5 Confusion Matrix

Kelas Predikasi					Kelas Aktual
AJR	AJR-AFR	AIR-AFR	AFR		
13	0	0	0	AJR	
0	5	2	0	AJR-AFR	
0	2	5	0	AIR-AFR	
0	0	1	0	AFR	



#### **4.4 Pembahasan Kuisisioner**

Penelitian ini menggunakan kuisisioner sebagai validasi hasil pengukuran. Untuk mendapatkan informasi dari partisipan, maka partisipan harus mengisi lembar kuisisioner. Partisipan dalam penelitian ini adalah orang berusia lanjut. Pada penelitian ini para partisipan kesulitan dalam menulis (lambat dalam menulis). Karena hal tersebut peneliti menanyakan langsung pertanyaan yang ada di kuisisioner dan mengisikan, sebagai bentuk bantuan bagi partisipan orang berusia lanjut dalam mengisi kuisisioner. Partisipan juga diminta menandatangani lembar kuisisioner sebagai tanda bahwa pengisian kuisisioner tersebut berdasar keterangan dari partisipan itu sendiri.

Pembuatan kuisisioner dalam penelitian ini menggunakan dasar penelitian Coan [16]. Coan memberikan penjelasan dan contoh bagaimana membuat pertanyaan yang berkaitan dengan pengukuran emosi yang menggunakan video stimulus emosi. Dari 30 partisipan orang berusia lanjut yang dipergunakan dalam penelitian ini, terdapat 3 partisipan yang tidak terstimulus emosinya. Informasi tersebut diketahui dari pengisian kuisisioner partisipan tersebut. Partisipan pertama, tidak terstimulus emosinya karena kurang konsentrasi ketika pengambilan data. Partisipan pertama tidak fokus pada layar peraga laptop, namun fokus terbagi dengan melihat televisi (film india). Partisipan kedua tidak terstimulus emosinya karena pikiran sedang tidak fokus (masalah keluarga). Sedangkan partisipan ketiga dikarenakan sudah terbiasa dengan semua jenis emosi negatif, sehingga lebih bersikap berpikiran positif.

Dari 30 partisipan terdapat 19 partisipan yang terbangun emosinya sesuai dengan stimulus emosi yang diinginkan. Hal tersebut juga tersirat melalui jawaban pada kuisisioner. 19 partisipan tersebut belum pernah melihat semua video stimulus emosi yang dipergunakan dalam penelitian ini. Mereka mengaku baru pertama kali melihat video stimulus emosi yang dipergunakan. Mereka juga mengatakan (tanya jawab), kalau penggunaan bahasa Indonesia dalam video stimulus membuat mereka mengerti maksud video stimulus.

**LEMBAR PERSETUJUAN**

Persetujuan Validasi Pengukuran Sensor ECG Terstimulus

Nama : Bu JOE PARTO

Usia : 60 Tahun.

Alamat : Pagesangan Baru . 25.

Pekerjaan : Ibu. Rumah - Tangga.

Jenis Kelamin : Perempuan.

Suku : Jawa.

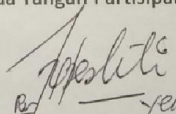

Apakah anda memiliki penyakit kronis seperti Jantung, Tekanan darah, Kanker atau lainnya?

Jika ada, sebutkan:

Hipertensi.

---

Dengan ini saya menyatakan bahwa saya telah melihat tayangan video tentang Sedih / Marah / Kaget / Takut / Jijik, dan dengan sebenarnya saya menyatakan sebagaimana tersebut dibawah ini.

Tanggal <u>16/08/17</u>	Tanda Tangan Partisipan  <u>Bu Joe Parto</u>
Tanggal <u>16/08/17</u>	Tanda Tangan Peneliti 

Gambar 4.1 Lembar kuisioner partisipan halaman pertama

Dari data kuisioner 19 partisipan, 12 partisipan mengalami emosi sedih yang sesungguhnya. Ada 5 nilai untuk mengukur tingkat emosi sedih partisipan, 12 partisipan memberikan nilai 5 untuk mengukur tingkat emosi sedih partisipan, 12 partisipan memberikan nilai 5 untuk video stimulus emosi sedih. Penggunaan video stimulus pada penelitian ini berdasarkan hasil penelitian Rumpa [2], yaitu yang berjudul Aisha, Difabel dari Malaysia dan anjing yang menolong temannya yang mati tertabrak. Video stimulus sedih, anjing yang menolong temannya yang mati tertabrak membuat partisipan perempuan dibawa emosi sedih. Sedangkan video stimulus emosi sedih Aisha membuat partisipan pria dibawa emosinya. Partisipan perempuan banyak yang memberikan pendapat bahwa hewan (anjing) mempunyai empati yang lebih baik daripada manusia,

hewan juga bisa merasakan emosi sedih dan hewan juga ingin menolong teman mereka. Untuk partisipan pria memberikan pendapat (video stimulus sedih Aisha) bahwa anak kecil juga punya rasa tanggung jawab yang kuat, keinginan yang sungguh-sungguh untuk menolong orang yang disayangi dan rasa tidak mudah menyerah menghadapi masalah hidup.

**VALIDASI PENGUKURAN SENSOR ECG TERSTIMULUS**

1. VIDEO STIMULUS PERTAMA : *bingung → sedih*

APAKAH ANDA PERNAH MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

☐ YA ☒ TIDAK

EMOSI APA YANG ANDA RASAKAN KETIKA MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

<input type="checkbox"/> MARAH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input checked="" type="checkbox"/> SEDIH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4 ✓	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TAKUT	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> KAGET	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> JIJIK	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TIDAK ADA	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)

PENDAPAT ANDA TENTANG VIDEO TERSEBUT

*Melihat video kucing Kani merasa sedih.*

2. VIDEO STIMULUS KEDUA : *ular → kaget*

APAKAH ANDA PERNAH MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

☐ YA ☒ TIDAK

EMOSI APA YANG ANDA RASAKAN KETIKA MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

<input type="checkbox"/> MARAH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> SEDIH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TAKUT	1 (TIDAK ADA)	2 ✓	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input checked="" type="checkbox"/> KAGET	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4 ✓	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> JIJIK	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TIDAK ADA	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)

PENDAPAT ANDA TENTANG VIDEO TERSEBUT

*Ukuran ular yang besar menjadikan Kani takut dan kaget serta merasa jadi batu.*

3. VIDEO STIMULUS KETIGA : *pati → marah*

APAKAH ANDA PERNAH MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

☐ YA ☒ TIDAK

EMOSI APA YANG ANDA RASAKAN KETIKA MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

<input checked="" type="checkbox"/> MARAH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4 ✓	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> SEDIH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG) ✓	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TAKUT	1 (TIDAK ADA)	2 ✓	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> KAGET	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> JIJIK	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TIDAK ADA	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)

PENDAPAT ANDA TENTANG VIDEO TERSEBUT

*Orang itu yang tidak mempunyai perasaan keadilan cinta kasih dan kelengkapan keibatan.*

Gambar 4.2 Lembar kuisioner partisipan halaman kedua

Untuk stimulus emosi kaget, dari 19 partisipan terdapat 11 partisipan yang mengalami emosi kaget. Video stimulus kaget yang dipergunakan dalam penelitian ini menggunakan video stimulus dari penelitian Rumpa [2], yaitu berjudul “9 Liroy Nie

spij”. Video tersebut berisi seorang kameramen yang sedang mengambil gambar seekor ular yang sangat besar dan panjang, namun tiba-tiba ular tersebut meloncat hendak menerkam kameramen tersebut. Video itu sukses membuat partisipan terkejut. Peneliti juga melihat respon partisipan ketika melihat video tersebut. Pada partisipan perempuan ada yang berteriak kaget, ada yang terdengar nafasnya terhenti sejenak dan juga yang langsung menutup mata. Untuk partisipan pria tidak ekspresif seperti partisipan perempuan. Namun ada juga respon fisiologi seperti kepala terhentak kebelakang (seperti mau menghindari ular yang hendak menerkam), tangan bergerak (seperti mau menahan ular yang hendak menggigit) dan posisi duduk berubah. Dari respon fisiologis tersebut peneliti bisa menyimpulkan bahwa emosi kaget yang diinginkan sudah tercapai. Tentu nilai pada kuisioner dari partisipan yang terstimulus kaget adalah bernilai 5.

Pada stimulus emosi marah, semua partisipan (19 partisipan) mengalami emosi marah tersebut. Video stimulus marah dalam penelitian ini menggunakan video stimulus dari penelitian Rumpa [2], yang berjudul kekerasan pada TKI dan kekerasan ibu kepada balita. Pada partisipan lansia perempuan menggunakan video stimulus marah berjudul kekerasan ibu kepada balita. Pada video tersebut terdapat ibu yang memukul anaknya yang masih balita (masih belum bisa berjalan / merangkak). Sang bayi sudah menangis dan minta dipeluk sang ibu, namun sang ibu tetap memukulinya (menggunakan bantal, tangan dan menendang menggunakan kaki). Partisipan perempuan dalam penelitian ini terlihat amat sangat marah. Respon fisiologis partisipan lansia wanita seperti, berteriak gusar / marah, tangan mengepal-ngepal dan ekspresi muka marah (mata melotot, muka tegang). Untuk partisipan pria menggunakan video stimulus marah kekerasan TKI. Pada video tersebut menceritakan beberapa tenaga kerja wanita Indonesia yang dipukuli dibagian kepala oleh sekelompok pria. Tampak beberapa tenaga kerja wanita Indonesia langsung tersungkur jatuh (pingsan). Adapun ekspresi fisiologis partisipan pria, tangan mengepal-ngepal, alis mata serius (seperti marah) dan badan menjadi kaku fokus menahan emosi. Selain respon fisiologis, hasil kuisioner juga bernilai 5. Partisipan perempuan berpendapat, sang ibu tidak punya perasaan, sang bayi sudah menangis dan minta ampun tetapi masih tetap memukulinya. Sedangkan partisipan pria berpendapat, pria yang memukul wanita adalah banci (bukan lelaki sejati) karena hanya pada wanita lemah saja beraninya.

Dalam penelitian ini menggunakan video relaksasi untuk menetralkan efek emosi dari pengukuran tahap sebelumnya. Pemberian video relaksasi diberikan sebelum memulai melihat video stimulus emosi. Video relaksasi pertama adalah lagu instrumental piano dengan gambar laut yang berair bening. Video relaksasi kedua berisi lagu instrumental orkestra dengan gambar pemandangan gunung. Video relaksasi ketiga berisi lagu instrumental seruling sunda dengan gambar suasana pedesaan, sawah, gubug dan pak tani. Partisipan berpendapat bahwa video relaksasinya sangat nyaman saat didengar, bisa membuat tenang dan rileks. Peneliti juga melihat dampak langsung dari partisipan yang tertidur memejamkan mata ketika sesi relaksasi ini. Pertama mereka terantuk-antuk (menahan kantuk tetapi mencoba tetap terus terjaga), lalu perlahan-lahan menutup mata. Namun ketika sesi relaksasi berhenti, partisipan langsung terbangun dengan keadaan kembali normal (tanpa ada dampak dari emosi sebelumnya).

#### **4.5 Pembahasan data**

Pada penelitian ini terdapat dua tahap analisa data. Pertama segmentasi data sinyal ECG dan labeling data sinyal ECG. Segmentasi data yaitu pemecahan data menjadi ukuran yang lebih kecil dan labeling data yaitu memberikan identitas pada suatu data berdasarkan informasi yang ada.

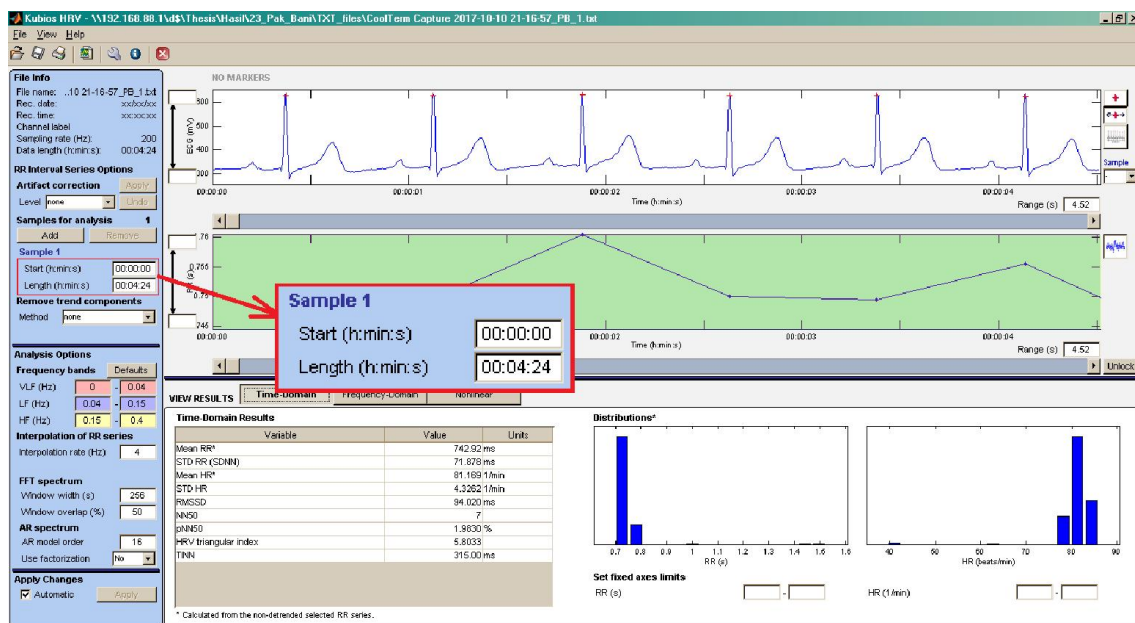
##### **4.5.1 Segmentasi data**

Data yang dipergunakan dalam penelitian ini adalah data sinyal ECG orang berusia lanjut berumur diatas 60 tahun. Data diambil menggunakan sensor ECG Sparkfun AD8232 dan Arduino Uno. Perangkat dihubungkan pada komputer melalui port USB dan menggunakan CoolTerm untuk pengambilan data. Partisipan dalam penelitian ini diberi stimulus emosi menggunakan video stimulus hasil penelitian Rumpa [2]. Setiap video stimulus emosi mempunyai durasi waktu penayangan yang berbeda-beda.

Emosi yang dialami oleh partisipan tidak selalu sesuai dengan emosi yang dituju / video stimulus emosi. Partisipan kadang mengalami lebih satu macam emosi ketika melihat video stimulus emosi (emosi sekunder). Ketika wawancara (tanya jawab) dengan peneliti, partisipan mengaku ada emosi lain ketika melihat video stimulus emosi. Seperti ketika sedang melihat video stimulus kaget, muncul juga emosi takut. Ketika video stimulus marah, muncul juga emosi sedih. Namun persentase emosi primer

(sesuai video stimulus), masih lebih besar dibanding emosi sekunder. Kreibig mengatakan dalam pengukuran emosi menggunakan stimulus video stimulus emosi akan memunculkan emosi lain (emosi sekunder) [17]. Oleh sebab itu perlu mengetahui keadaan emosi partisipan secara real time dengan membandingkan pada keadaan baseline. Apabila keadaan partisipan berada diatas baseline maka keadaan emosi partisipan sesuai dengan emosi yang diinginkan (onset), sebaliknya keadaan emosi partisipan yang tidak diketahui (offset) [17].

Penelitian ini menganalisa sinyal ECG orang berusia lanjut. Fitur yang dipergunakan sebagai pembanding dengan keadaan baseline partisipan adalah fitur mean RR. Fitur tersebut dipilih karena dasar utama analisa HRV adalah jarak antara peak / puncak gelombang R pada sinyal ECG (mean RR). Analisa secara real time seperti arahan Kreibig, tidak bisa dilakukan. Karena analisa dan pengambilan data tidak dilakukan secara bersamaan. Data diambil terlebih dahulu, lalu dianalisa secara terpisah dan bertahap. Jika analisa real time dilakukan maka, analisa akan berjalan pada durasi waktu yang pendek. Seperti per detik, per ½ detik, per ¼ detik dan lain sebagainya. Hal ini belum bisa diakomodasi dalam penelitian ini.



Gambar 4.3 Segmentasi sinyal ECG per 30 detik

Pendekatan untuk analisa real time bisa dilakukan dengan memecah durasi data sinyal ECG partisipan menjadi bagian yang lebih sempit. Semisal pada data sinyal ECG

partisipan terdapat durasi 5 menit ketika distimulus emosi, selanjutnya data tersebut bisa dipecah menjadi periode yang lebih pendek untuk dibandingkan dengan keadaan baseline. Sehingga bisa diketahui kapan partisipan mengalami emosi yang diinginkan secara tepat. Hal tersebut akan disebut tahap segmentasi data sinyal ECG. Semakin pendek durasi pemecahan data sinyal ECG, akan semakin memungkinkan mengetahui ketepatan waktu partisipan mengalami emosi yang dituju.

Pemecah data sinyal ECG (segmentasi) bisa dilakukan menggunakan KubiosHRV. Pada aplikasi free tersebut terdapat tools yang mengakomodasi pemecahan data sinyal ECG menjadi periode yang lebih pendek dibanding periode durasi data asli. Namun durasi terpendek yang bisa dilakukan KubiosHRV hanya per 30 detik saja. Sesudah pemecahan data sinyal ECG, selanjutnya membandingkan dengan baseline sehingga diketahui emosi yang dialami partisipan.

Dengan melakukan segmentasi per 30 detik dan menentukan keadaan onset offset, data sinyal ECG partisipan menjadi bertambah. Data offset tidak dipergunakan dan akan dieliminasi. Kreibig mengatakan nilai parameter berada dibawah nilai baseline (offset) mempunyai arti bahwa emosi partisipan tidak diketahui [17].

#### **4.5.2 Labeling data**

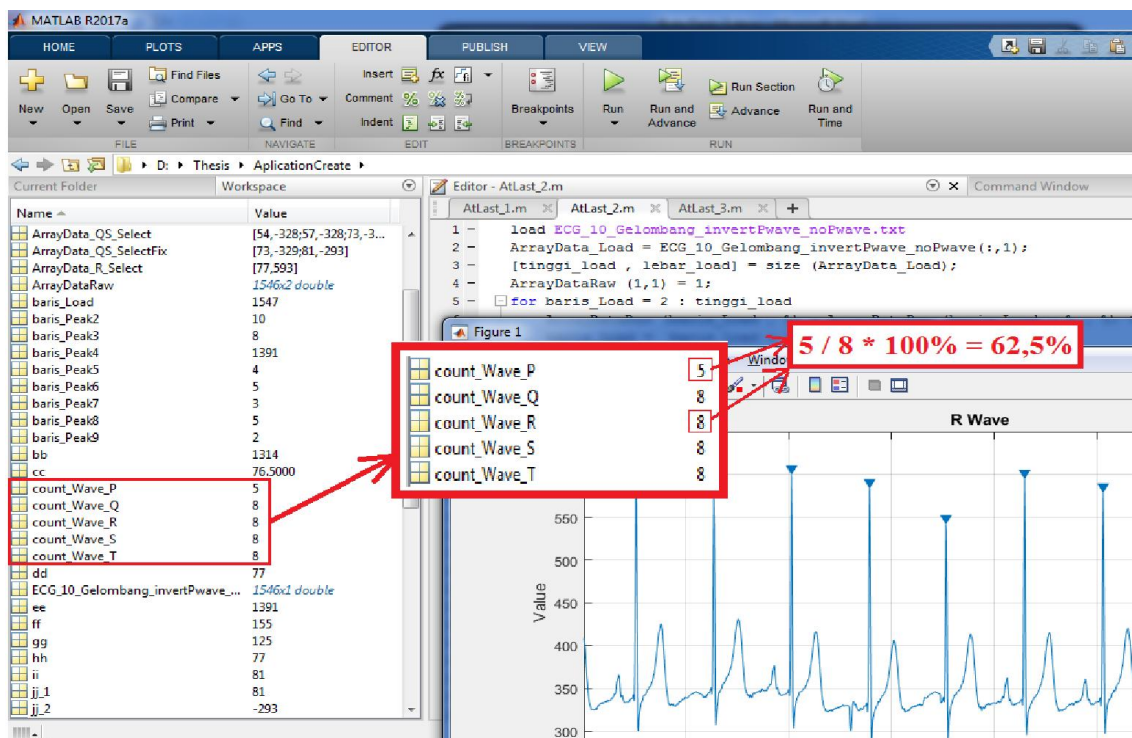
Tahap analisa selanjutnya adalah labeling data sinyal ECG partisipan. Sesudah menentukan keadaan onset setiap sinyal ECG, sinyal ECG yang didapat sekarang hanya berisi data sinyal ECG partisipan sesuai dengan emosi yang diinginkan. Data offset tidak dipergunakan lagi dalam tahap ini. Labeling adalah pemberian label pada data sinyal ECG partisipan berdasarkan referensi [5]. Penelitian ini memberikan informasi bagi orang berusia lanjut tentang dampak emosi negatif bagi kesehatan jantung. Data sinyal ECG partisipan yang dalam keadaan onset akan dianalisa kesamaannya dengan referensi untuk mengetahui indikasi penyakit jantung. Referensi dari Ohio State University Medical Center memberi penjelasan penggolongan sinyal ECG menjadi beberapa jenis ritme sinyal ECG tertentu. Mereka juga memberika penjelasan bagaimana menggolongkan sinyal ECG kedalam ritme sinyal ECG yang ada pada penelitian mereka. Ilustrasi sinyal ECG juga diberikan untuk mempermudah dalam membandingkan bentuk sinyal hasil penelitian pembacanya dengan penelitian mereka.



Terdapat juga parameter-parameter sebagai ciri-ciri untuk penggolongan ritme sinyal ECG tersebut.

Pada penelitian ini untuk bisa melabeli ritme sinyal ECG, terlebih dahulu melakukan ekstraksi fitur menggunakan matlab. Pada matlab terdapat aplikasi yang berfungsi untuk menganalisa kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG partisipan. Dengan aplikasi matlab tersebut akan diketahui berapa persentase kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG partisipan. Fitur tersebut penting, karena parameter untuk menentukan ritme sinyal ECG adalah kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG.

Penelitian ini melabeli sinyal ECG partisipan menjadi 3 jenis ritme sinyal ECG yaitu Accelerated Junctional, Idioventricular dan Atrial Flutter. Ketiga jenis ritme tersebut menitikberatkan pada kelengkapan gelombang P pada sinyal ECG. Penggolongan ritme Accelerated Junctional dan Idioventricular jika tidak terdapat gelombang P atau gelombang P invers (gelombang P terbalik). Penggolongan ritme Atrial Flutter jika gelombang P tidak ditemukan. Keadaan P invers atau terbalik, pada penelitian ini dianggap gelombang P tidak ada.



Gambar 4.4 Ekstraksi fitur menggunakan matlab



Setelah ekstraksi fitur menggunakan aplikasi matlab, akan diketahui persentase gelombang P terhadap keseluruhan sinyal ECG. Namun untuk memvalidasi apakah aplikasi ekstraksi fitur pada matlab berjalan dengan benar (aplikasi versi beta), maka peneliti melakukan analisa secara manual. Dengan melihat bentuk gelombang secara langsung pada microsoft excell dan menghitung gelombang P, bisa dijadikan cara untuk memvalidasi hasil ekstraksi fitur aplikasi matlab. Cara validasi tersebut juga sebagai cara untuk mencari kemiripan sinyal ECG partisipan dengan ritme sinyal ECG tertentu pada referensi [5]. Hanya nilai terendah ( $>$  dari 5%) saja yang diambil dari aplikasi matlab (ekstraksi fitur kelengkapan gelombang penyusun sinyal ECG). Nilai fitur tersebut akan masuk ketahap selanjutnya yaitu klasifikasi machine learning.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **BAB 5**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Adapun kesimpulan dalam penelitian ini adalah

1. Video stimulus yang digunakan dalam penelitian ini sudah sangat tepat, karena sesuai dengan kultur partisipan (kultur Indonesia).
2. Pemberian relaksasi bisa menetralkan efek emosi dari video stimulus emosi sebelumnya. Ketika wawancara sesudah pengambilan data, banyak partisipan yang suka dengan video lagu relaksasi yang dipergunakan.
3. Pemecahan data per 30 detik (segmentasi) bertujuan mengetahui ketepatan waktu pencapaian emosi yang diinginkan pada partisipan. Dengan analisa onset offset maka data yang tidak diperlukan (tidak terstimulus emosi / offset) bisa dieliminasi.
4. Penggolongan data menjadi beberapa ritme sinyal ECG memberikan informasi indikasi penyakit jantung tertentu yang diderita partisipan. Berdasarkan data kuisioner, partisipan yang bersangkutan memang punya masalah kesehatan dengan jantung.
5. Hasil klasifikasi menggunakan metode SVM dengan validasi k-Folds cross validation  $k = 2$  menghasilkan akurasi sebesar 82% dan menggunakan percentage split menghasilkan akurasi sebesar 100% dengan nilai % Split = 90.

#### **5.2 Saran**

Adapun saran dalam penelitian ini adalah

1. Penggunaan sensor ECG Sparkfun AD8232 yang masih baru sehingga minimnya forum yang membahas eksplorasi tentang sensor tersebut. Kedepan bisa menggunakan sensor yang lebih dikenal yang punya kekuatan serta ketahanan yang baik.
2. Partisipan yang lebih baik. Artinya partisipan yang digunakan adalah partisipan yang punya penyakit jantung. Sehingga bisa dilihat bagaimana respon jantung terhadap emosi negatif. Pada penelitian ini tidak dibedakan antara partisipan sehat

dan yang menderita penyakit jantung, karena hanya berfokus pada dampak emosi negatif saja.

3. Perlu fitur tambahan selain fitur yang ada, supaya data yang hendak masuk ke machine learning lebih unik dan baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Paris Constantinides, *General Pathobiology*. Appleton & lange, 1994.
- [2] L. D. Rumpa, A. D. Wibawa, M. H. Purnomo, and H. Tulak, "Validating video stimulus for eliciting human emotion: A preliminary study for e-health monitoring system," *Proc. - 2015 4th Int. Conf. Instrumentation, Commun. Inf. Technol. Biomed. Eng. ICICI-BME 2015*, pp. 208–213, 2016.
- [3] A. K. Uskul, *Socio-cultural aspects of health and illness*. 2010.
- [4] S. D. Pressman and S. Cohen, "Does Positive Affect Influence Health?," *Psychol. Bull.*, vol. 131, no. 6, pp. 925–971, 2005.
- [5] O. S. U. Medical and E. C. G. Dysrhythmia, "Basic ECG Rhythm Interpretation," no. May, 2007.
- [6] Constitutional Court of Indonesia, "Law of the Republic of Indonesia Number 13 of 1998 on the Welfare of Elderly," *Const. Court Portal*, p. 2, 1998.
- [7] P. J. Lang, "The Emotion Probe," *Am. Psychol. Assoc.*, vol. 50, no. 5, pp. 372–385, 1995.
- [8] F. dr. Henry A. P. Pakpahan, SpJP, *Elektrokardiografi Ilustratif*, Kedua. Bekasi, Jakarta: Badan Penerbit Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia, 2016.
- [9] P. R. Indonesia, "Undang Undang No . 23 Tahun 1992 Tentang : Kesehatan," *Undang Undang No. 23 Tahun 1992 Tentang Kesehat.*, no. 23, pp. 1–31, 1992.
- [10] Padila, *Asuhan Keperawatan Penyakit Dalam*. Yogyakarta: Nuha Medika, 2013.
- [11] R. S. Maryam, *Mengenal Usia lanjut dan Perawatannya*. Jakarta: Salemba Medika, 2008.
- [12] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, "Pattern Classification," *New York John Wiley, Sect.*, p. 69, 1995.
- [13] V. P. Krainov, B. M. Smirnov, and M. B. Smirnov, "Math-Net . Ru," vol. 177, no. 9, pp. 953–981, 2017.
- [14] "Theory of Reproducing Kernels Author ( s ): N . Aronszajn Source : Transactions of the American Mathematical Society , Vol . 68 , No . 3 ( May , 1950 ), pp . Published by : American Mathematical Society Stable URL : <http://www.jstor.org/stable/1990404>," vol. 68, no. 3, pp. 337–404, 2009.
- [15] M. A. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I. H. Witten, "The WEKA data mining software: an update," *SIGKDD Explor.*, vol. 11, no. 1, pp. 10–18, 2009.
- [16] J. A. Coan and J. J. B. Allen, "Handbook of emotion elicitation and assessment," *Physiology*, no. January 2007, pp. 398–425, 2007.

- [17] S. D. Kreibig, “Autonomic nervous system activity in emotion: A review,” *Biol. Psychol.*, vol. 84, no. 3, pp. 394–421, 2010.

## LAMPIRAN

Source code deteksi kelengkapan sinyal ECG menggunakan Matlab R2017a.

```
load ECG_4_GelombangNormal.txt
ArrayData_Load = ECG_4_GelombangNormal(:,1);
[tinggi_load , lebar_load] = size (ArrayData_Load);
ArrayDataRow (1,1) = 1;
for baris_Load = 2 : tinggi_load
    ArrayDataRow (baris_Load , 1) = ArrayDataRow (baris_Load - 1 , 1)
    + 1;
    baris_Load = baris_Load + 1;
end
ArrayDataRow (:,2) = ArrayData_Load (:,1);
stringRAW = ArrayDataRow;

% finding R wave in raw data
% counting R wave
figure
findpeaks(ArrayDataRow(:,2) , ArrayDataRow(:,1) , 'MinPeakProminence'
, 150);
[pks, pks_locs] = findpeaks(ArrayDataRow(:,2) , ArrayDataRow(:,1) ,
'MinPeakProminence' , 150);
ArrayData_Peak = [pks_locs , pks];
[tinggi_ArrayData_Peak , lebar_ArrayData_Peak] = size
(ArrayData_Peak);
count_Wave_R = tinggi_ArrayData_Peak - 2;
xlabel('Index')
ylabel('Value')
title('R Wave')

% finding P wave , R wave and T wave in raw data
figure
findpeaks(ArrayDataRow(:,2) , ArrayDataRow(:,1) , 'MinPeakProminence'
, 20);
[pks, pks_locs] = findpeaks(ArrayDataRow(:,2) , ArrayDataRow(:,1) ,
'MinPeakProminence' , 20);
ArrayData_PRT = [pks_locs , pks];
[tinggi_ArrayData_PRT , lebar_ArrayData_PRT] = size (ArrayData_PRT);
xlabel('Index')
ylabel('Value')
title('P Wave , R Wave and T Wave')

% _____second engine
% finding index of array
% represent start to end a wave
StartEndWave = [];
for baris_Peak2 = 2 : tinggi_ArrayData_Peak
    aa = baris_Peak2 - 1; bb = ArrayData_Peak (aa , 1);
    cc = (ArrayData_Peak (baris_Peak2 , 1) - bb) / 2;
    dd = round (cc);
    ee = bb + dd;
    StartEndWave (aa , 1) = ee;
end
% deep analysis a wave in "temporary" array
```

```

NewArrayPerWave = [];
count_Wave_P = 0; count_Wave_Q = 0; count_Wave_S = 0; count_Wave_T = 0;
for baris_Peak3 = 1 : (tinggi_ArrayData_Peak - 2)
    ff = 1;
    zz = 1;
    for baris_Peak4 = StartEndWave (baris_Peak3 , 1) : StartEndWave
        (baris_Peak3 + 1 , 1)
        NewArrayPerWave (ff, 1) = zz;
        NewArrayPerWave (ff, 2) = stringRAW(baris_Peak4 , 2);
        NewArrayPerWave (ff, 3) = stringRAW(baris_Peak4 , 1);
        ff = ff + 1;
        zz = zz + 1;
    end
    % finding new P wave, new R wave and new T wave
    figure
    findpeaks(NewArrayPerWave(:,2) , NewArrayPerWave(:,1) ,
'MinPeakProminence' , 20);
    [pks, pks_locs] = findpeaks(NewArrayPerWave(:,2) ,
NewArrayPerWave(:,1) , 'MinPeakProminence' , 20);
    ArrayData_PRT_Select = [pks_locs , pks];
    % finding new R wave
    figure
    findpeaks(NewArrayPerWave(:,2) , NewArrayPerWave(:,1) ,
'MinPeakProminence' , 100);
    [pks, pks_locs] = findpeaks(NewArrayPerWave(:,2) ,
NewArrayPerWave(:,1) , 'MinPeakProminence' , 100);
    ArrayData_R_Select = [pks_locs , pks];
    % finding new Q wave and S wave
    figure
    NewArrayPerWave_Invers = [NewArrayPerWave(:,1) , -
NewArrayPerWave(:,2)];
    findpeaks(NewArrayPerWave_Invers(:,2) , NewArrayPerWave_Invers(:,1)
, 'MinPeakProminence' , 5);
    [pks, pks_locs] = findpeaks(NewArrayPerWave_Invers(:,2) ,
NewArrayPerWave_Invers(:,1) , 'MinPeakProminence' , 5);
    ArrayData_QS_Select = [pks_locs , pks];
    [tinggi_ArrayData_QS_Select1 , lebar_ArrayData_QS_Select1] = size
(ArrayData_QS_Select);
    % insert R wave into ArrayData_QS_Select
    % injection R wave to ArrayData_QS_Select
    ArrayData_QS_before_Select = ArrayData_QS_Select;
    ArrayData_QS_Select(tinggi_ArrayData_QS_Select1 + 1,1) =
ArrayData_R_Select(1,1);
    ArrayData_QS_Select(tinggi_ArrayData_QS_Select1 + 1,2) = -
ArrayData_R_Select(1,2);
    % sorting ArrayData_QS_Select from high to low
    [tinggi_ArrayData_QS_Select2 , lebar_ArrayData_QS_Select2] = size
(ArrayData_QS_Select);
    for baris_Peak5 = 1 : tinggi_ArrayData_QS_Select2 - 1
        for baris_Peak6 = baris_Peak5 + 1 : tinggi_ArrayData_QS_Select2
            if ArrayData_QS_Select(baris_Peak5,1) >
ArrayData_QS_Select(baris_Peak6,1)
                jj_1 = ArrayData_QS_Select(baris_Peak5,1);
                kk_1 = ArrayData_QS_Select(baris_Peak6,1);
                ArrayData_QS_Select(baris_Peak5,1) = kk_1;
                ArrayData_QS_Select(baris_Peak6,1) = jj_1;
                jj_2 = ArrayData_QS_Select(baris_Peak5,2);

```



```

        kk_2 = ArrayData_QS_Select(baris_Peak6,2);
        ArrayData_QS_Select(baris_Peak5,2) = kk_2;
        ArrayData_QS_Select(baris_Peak6,2) = jj_2;
    end
end
end
% counting P wave and T wave
[tinggi_ArrayData_PRT_Select , lebar_ArrayData_PRT_Select] = size
(ArrayData_PRT_Select);
for baris_Peak7 = 1 : tinggi_ArrayData_PRT_Select
    gg = ArrayData_PRT_Select(baris_Peak7 , 1);
    hh = ArrayData_R_Select(1 , 1);
    if gg < hh
        count_Wave_P = count_Wave_P + 1;
    end
    if gg > hh
        count_Wave_T = count_Wave_T + 1;
    end
end
% counting Q wave and S wave
[tinggi_ArrayData_QS_Select3 , lebar_ArrayData_QS_Select3] = size
(ArrayData_QS_Select);
for baris_Peak8 = 1 : tinggi_ArrayData_QS_Select3
    if ArrayData_QS_Select (baris_Peak8 , 1) == ArrayData_R_Select
(1 , 1)
        ArrayData_QS_SelectFix (1,1)= ArrayData_QS_Select
(baris_Peak8 - 1,1);
        ArrayData_QS_SelectFix (1,2)= ArrayData_QS_Select
(baris_Peak8 - 1,2);
        ArrayData_QS_SelectFix (2,1)= ArrayData_QS_Select
(baris_Peak8 + 1,1);
        ArrayData_QS_SelectFix (2,2)= ArrayData_QS_Select
(baris_Peak8 + 1,2);
    end
end
[tinggi_ArrayData_QS_SelectFix , lebar_ArrayData_QS_SelectFix] =
size (ArrayData_QS_SelectFix);
for baris_Peak9 = 1 : tinggi_ArrayData_QS_SelectFix
    ii = ArrayData_QS_SelectFix(baris_Peak9 , 1);
    if ii < hh
        count_Wave_Q = count_Wave_Q + 1;
    end
    if ii > hh
        count_Wave_S = count_Wave_S + 1;
    end
end
end
end

```

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

Form kuisioner yang dipergunakan dalam penelitian ini (diisi oleh partisipan orang berusia lanjut).

#### LEMBAR PERSETUJUAN

##### Persetujuan Validasi Pengukuran Sensor ECG Terstimulus

Nama :

Usia :

Alamat :

Pekerjaan :

Jenis Kelamin :

Suku :

Apakah anda memiliki penyakit kronis seperti Jantung, Tekanan darah, Kanker atau lainnya?

Jika ada, sebutkan:

---



---



---

Dengan ini saya menyatakan bahwa saya telah melihat tayangan video tentang Sedih / Marah / Kaget / Takut / Jijik, dan dengan sebenarnya saya menyatakan sebagaimana tersebut dibawah ini.

Tanggal	Tanda Tangan Partisipan
Tanggal	Tanda Tangan Peneliti

### VALIDASI PENGUKURAN SENSOR ECG TERSTIMULUS

1. VIDEO STIMULUS PERTAMA :

APAKAH ANDA PERNAH MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

☐ YA ☐ TIDAK

EMOSI APA YANG ANDA RASAKAN KETIKA MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

<input type="checkbox"/> MARAH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> SEDIH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TAKUT	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> KAGET	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> JIJIK	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TIDAK ADA	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)

PENDAPAT ANDA TENTANG VIDEO TERSEBUT

---



---

2. VIDEO STIMULUS KEDUA :

APAKAH ANDA PERNAH MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

☐ YA ☐ TIDAK

EMOSI APA YANG ANDA RASAKAN KETIKA MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

<input type="checkbox"/> MARAH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> SEDIH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TAKUT	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> KAGET	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> JIJIK	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TIDAK ADA	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)

PENDAPAT ANDA TENTANG VIDEO TERSEBUT

---



---

3. VIDEO STIMULUS KETIGA :

APAKAH ANDA PERNAH MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

☐ YA ☐ TIDAK

EMOSI APA YANG ANDA RASAKAN KETIKA MELIHAT VIDEO TERSEBUT?

<input type="checkbox"/> MARAH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> SEDIH	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TAKUT	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> KAGET	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> JIJIK	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)
<input type="checkbox"/> TIDAK ADA	1 (TIDAK ADA)	2	3 (SEDANG)	4	5 (SANGAT)

PENDAPAT ANDA TENTANG VIDEO TERSEBUT

---



---